



UNIVERSIDAD DE CUENCA
FACULTAD DE CIENCIAS QUÍMICAS
ESCUELA DE INGENIERÍA AMBIENTAL

***ANÁLISIS COMPARATIVO DE
DOWNSCALING ESTADÍSTICO Y
DINÁMICO EN LAS CUENCAS DE LOS
RÍOS PAUTE Y JUBONES***

TRABAJO PREVIO A LA OBTENCIÓN DEL TÍTULO DE
INGENIERO AMBIENTAL

Autor: Juan Carlos Guanuchi Quito

Director: Ing. Esteban Samaniego Alvarado

Codirector: Ing. Lenin Campozano Parra

Marzo, 2015.



RESUMEN

Los modelos de circulación global constituyen una herramienta fundamental en la predicción del clima. La escala a la que se encuentran hace que sus resultados no sean aplicables a la toma de decisiones a nivel local. Para incorporar información regional y local, se han creado diversas técnicas de reducción de escala (downscaling); a pesar de la aplicación de éstas, la comparación de sus resultados con observaciones exhibe errores. Ante esto, la técnica denominada Quantile Mapping permite realizar cambios en la distribución de resultados de downscaling, a fin de que se ajusten a la distribución de las observaciones. Se aplica esta técnica a resultados de reducción de escala en las cuencas del Paute y del Jubones, ubicadas al sur del Ecuador, se observa que la mejora depende de la variante de Quantile Mapping aplicada. Aunque queda claro que no se puede eliminar totalmente los errores, se ha logrado obtener mejoras hasta del 70% en downscaling dinámico; en downscaling estadístico, apenas una leve mejoría es observada. Para identificar y generar proyecciones sobre el cambio climático en las cuencas en estudio se aplica el método Delta, con sus resultados se analiza la estacionalidad, anomalías y variabilidad climática de las zonas.

Palabras clave: Quantile mapping, método Delta, reducción de escala, GCM.



ABSTRACT

Global circulation models are a powerful tool for climate prediction. The coarse scale of their results makes them difficult to apply to decision-making processes at local and regional level. Aiming at the incorporation of regional and local information, several downscaling techniques have been devised. Notwithstanding, their application, the results exhibit errors; to tackle this problem, the technique known as Quantile Mapping allows a consistent change on the results distribution, so that they are fitted to the observations distribution. This technique is applied to downscaling results for the Paute and Jubones basins, located in Southern Ecuador. It is observed that they depend on the Quantile Mapping variant applied. Even though it is clear that errors cannot be completely eliminated, improvement of up to 70% has been attained in dynamical downscaling; in statistical downscaling, just a slight improvement is observed. To identify and generate projections of climate change in the basins, Delta method was applied, with their results seasonality, anomalies, and climate variability were analyzed.

Keywords: Quantile mapping, Delta method, downscaling, GCM.



CONTENIDO

INTRODUCCIÓN	14
OBJETIVOS	17
GENERAL:.....	17
ESPECÍFICOS:	17
1. CAPÍTULO UNO.....	18
CONCEPTOS BÁSICOS	18
1.1. CLIMA Y TIEMPO	18
1.2. CAMBIO CLIMÁTICO	18
1.3. ESCENARIOS DE EMISIONES	21
1.4. MODELOS CLIMÁTICOS	23
1.5. DOWNSCALING	24
2. CAPÍTULO DOS.....	26
MÉTODOS DE DOWNSCALING	26
2.1. REDUCCIÓN DE ESCALA DINÁMICA.....	26
2.2. REDUCCIÓN DE ESCALA ESTADÍSTICA	28
3. CAPÍTULO TRES.....	30
MATERIALES Y MÉTODOS.....	30
3.1. ZONAS DE ESTUDIO	30
3.1.1 CUENCA DEL RÍO PAUTE.....	30
3.1.2. CUENCA DEL RÍO JUBONES.....	31
3.2. DATOS.....	32
3.3. PRE-PROCESAMIENTO DE LA INFORMACIÓN	35
3.3.1. MAPEO DE CUANTILES (QUANTILE MAPPING)	36
3.3.2. APLICACIÓN DE QUANTILE MAPPING	37
3.4. INDICADORES ESTADÍSTICOS PARA COMPARACIÓN DE MÉTODOS DE QUANTILE MAPPING.....	38
3.4.1. COEFICIENTE DE EFICIENCIA DE NASH-SUTCLIFFE	38
3.4.2. COEFICIENTE DE DETERMINACIÓN	39
3.4.3. ERROR CUADRÁTICO MEDIO	39
3.5. PROCESAMIENTO DE LA INFORMACIÓN	39
3.5.1. MÉTODOS PARA IDENTIFICAR CAMBIO CLIMÁTICO	39



4. CAPÍTULO 4.....	42
RESULTADOS	42
4.1. PRE-PROCESAMIENTO DE LA INFORMACIÓN	42
4.1.1. ANÁLISIS SOBRE DATOS DE PRECIPITACIÓN EN EL PERIODO 1991-1999	42
4.1.2. ANÁLISIS SOBRE DATOS DE TEMPERATURA EN EL PERIODO 1991-1999.....	45
4.1.3. QUANTILE MAPPING	47
4.2. ANÁLISIS DE RESULTADOS DE LA CORRECCIÓN	56
4.3. EVALUACIÓN DEL CAMBIO CLIMÁTICO.....	58
4.3.1. ANÁLISIS DE ESTACIONALIDAD	59
4.3.1.1. PRECIPITACIÓN.....	59
4.3.1.2. TEMPERATURA.....	65
4.3.2. ANÁLISIS DE ANOMALÍAS CLIMÁTICAS	66
4.3.2.1. PRECIPITACION.....	66
4.3.2.2. TEMPERATURA	74
4.3.3. ANÁLISIS DE VARIABILIDAD CLIMÁTICA	76
4.3.3.1. PRECIPITACIÓN.....	77
4.3.3.2. TEMPERATURA	84
5. CAPÍTULO 5.....	88
CONCLUSIONES	88
5.1. INTRODUCCIÓN	88
5.2. SITUACIÓN PRELIMINAR.....	88
5.3. MAPEO DE CUANTILES (Quantile Mapping).....	89
5.4. CAMBIO CLIMÁTICO EN LA CUENCA DEL PAUTE	89
5.4.1. ZONA BIMODAL UNO: ESTACIÓN CUENCA-AEROPUERTO.....	90
5.4.2. ZONA BIMODAL 2: ESTACIÓN EL LABRADO (M141).....	91
5.4.3. UNIMODAL 2: ESTACIÓN RÍO MAZAR-RIVERA (M410)	91
5.5. CAMBIO CLIMÁTICO EN LA CUENCA DEL JUBONES	92
5.5.1. REGIÓN COSTA DE JUBONES: ESTACIÓN PASAJE (M040)	93
5.5.2. REGIÓN SIERRA DE JUBONES: ESTACIÓN SARAGURO (M142)	93
5.6. PASOS FUTUROS.....	94
BIBLIOGRAFÍA.....	95
GLOSARIO	100



INDICE DE FIGURAS

FIGURA 1. ESQUEMA DE ELABORACIÓN DE LA TESIS.	16
FIGURA 2. EVOLUCIÓN MUNDIAL DE EMISIÓN DE GASES DE EFECTO INVERNADERO.....	19
FIGURA 3. TENDENCIAS MUNDIALES DE TEMPERATURAS ANUALES EN EL SIGLO PASADO.....	20
FIGURA 4. TENDENCIA MUNDIAL DE LA PRECIPITACIÓN ANUAL EN EL SIGLO PASADO.	20
FIGURA 5. SUBREGIONES DE PRECIPITACIÓN EN LA CUENCA DEL PAUTE	34
FIGURA 6. UBICACIÓN DE LAS ESTACIONES SELECCIONADAS.	35
FIGURA 7. RESULTADOS DE LA COMPARACIÓN DE MÉTODOS DE QUANTILE MAPPING EN EL ESTUDIO DE GUDMUNDSSON ET AL. (2012).	37
FIGURA 8. COMPARACIÓN ENTRE OBSERVACIONES Y RESULTADOS DE DOWNSCALING EN EL PERIODO 1991-1999, EMPLEANDO MEDIAS MENSUALES MULTIANUALES DE PRECIPITACIÓN.	44
FIGURA 9. COMPARACIÓN ENTRE OBSERVACIONES Y RESULTADOS DE DOWNSCALING ESTADÍSTICO Y DINÁMICO, EMPLEANDO MEDIAS MENSUALES MULTIANUALES DE TEMPERATURA.	46
FIGURA 10. RESULTADOS DE LA APLICACIÓN DE QM EN DATOS DE PRECIPITACIÓN DE DOWNSCALING DINÁMICO EN EL PERIODO BASE.	56
FIGURA 11. APLICACIÓN DE QM EN DATOS DEL FUTURO	58
FIGURA 12. ESTACIONALIDAD DE PRECIPITACIÓN EN LA ZONA BIMODAL UNO: ESTACIÓN CUENCA-AEROPUERTO.....	60
FIGURA 13. ESTACIONALIDAD DE PRECIPITACIÓN EN LA ZONA BIMODAL DOS: ESTACIÓN EL LABRADO.	61
FIGURA 14. ESTACIONALIDAD DE PRECIPITACIÓN EN LA ZONA UNIMODAL DOS: ESTACIÓN RÍO MAZAR-RIVERA	62
FIGURA 15. ESTACIONALIDAD DE PRECIPITACIÓN EN LA REGIÓN COSTA DE JUBONES: ESTACIÓN PASAJE	63
FIGURA 16. ESTACIONALIDAD DE PRECIPITACIÓN EN LA REGIÓN SIERRA DE JUBONES: ESTACIÓN SARAGURO.....	64
FIGURA 17. ESTACIONALIDAD DE TEMPERATURA EN CUENCA-AEROPUERTO Y SARAGURO	65
FIGURA 18. ANOMALÍAS DE PRECIPITACIÓN EN LA ZONA BIMODAL UNO: ESTACIÓN CUENCA- AEROPUERTO.....	67
FIGURA 19. ANOMALÍAS DE PRECIPITACIÓN EN LA ZONA BIMODAL DOS: ESTACIÓN EL	



LABRADO	68
FIGURA 20. ANOMALÍAS DE PRECIPITACIÓN EN LA ZONA UNIMODAL DOS: ESTACIÓN MAZAR-RIVERA	70
FIGURA 21. ANOMALÍAS DE PRECIPITACIÓN EN LA REGIÓN COSTA DE JUBONES: ESTACIÓN PASAJE.....	71
FIGURA 22. ANOMALÍAS DE PRECIPITACIÓN EN LA REGIÓN SIERRA DE JUBONES: ESTACIÓN SARAGURO	73
FIGURA 23. ANOMALÍAS DE TEMPERATURA EN LAS ESTACIONES CUENCA-AEROPUERTO Y SARAGURO.	75
FIGURA 24. VARIABILIDAD DE LA PRECIPITACIÓN EN LA ZONA BIMODAL UNO: ESTACIÓN CUENCA-AEROPUERTO.....	77
FIGURA 25. VARIABILIDAD DE LA PRECIPITACIÓN EN LA ZONA BIMODAL DOS: ESTACIÓN EL LABRADO.	78
FIGURA 26. VARIABILIDAD DE LA PRECIPITACIÓN EN LA ZONA UNIMODAL DOS: ESTACIÓN RÍO MAZAR-RIVERA.	80
FIGURA 27. VARIABILIDAD DE LA PRECIPITACIÓN EN LA REGIÓN COSTA DE JUBONES: ESTACIÓN PASAJE.	81
FIGURA 28. VARIABILIDAD DE LA PRECIPITACIÓN EN LA REGIÓN SIERRA DE JUBONES: ESTACIÓN SARAGURO.....	83
FIGURA 29. VARIABILIDAD DE LA TEMPERATURA EN LA ESTACIÓN CUENCA-AEROPUERTO.	84
FIGURA 30. VARIABILIDAD DE LA TEMPERATURA EN LA ESTACIÓN SARAGURO.	86

INDICE DE TABLAS

TABLA 1. ESCENARIOS IE-EE	23
TABLA 2. EVOLUCIÓN DE MODELOS CLIMÁTICOS.	24
TABLA 3. ESQUEMAS SELECCIONADOS PARA RESOLUCIÓN DE PROCESOS ATMOSFÉRICOS	28
TABLA 4. SUBCUENCAS DEL RÍO PAUTE Y ÁREAS QUE OCUPAN.	31
TABLA 5. SUBCUENCAS DEL RÍO JUBONES Y ÁREAS QUE OCUPAN.	32
TABLA 6. ESTACIONES SELECCIONADA.....	34
TABLA 7. INDICADORES ESTADÍSTICOS CALCULADOS EMPLEANDO RESULTADOS DIRECTOS DE LOS MÉTODOS DE DOWNSCALING Y OBSERVACIONES EN EL PERIODO 1991-1999 PARA LA VARIABLE DE PRECIPITACIÓN.	42
TABLA 8. INDICADORES ESTADÍSTICOS CALCULADOS EMPLEANDO RESULTADOS DIRECTOS DE LOS MÉTODOS DE DOWNSCALING Y OBSERVACIONES PARA LA VARIABLE DE TEMPERATURA EN EL PERIODO 1991-1999.	45



TABLA 9. ERROR CUADRÁTICO MEDIO EN RESULTADOS DE DOWNSCALING DINÁMICO, COMPARANDO DATOS CORREGIDOS Y SIN CORREGIR (MSE CORREGIDO / MSE SIN CORREGIR) PARA LA VARIABLE DE PRECIPITACIÓN.....	48
TABLA 10. DISMINUCIÓN DE ERROR CUADRÁTICO MEDIO EN RESULTADOS DE DOWNSCALING ESTADÍSTICO, COMPARANDO DATOS CORREGIDOS Y SIN CORREGIR (MSE CORREGIDO / MSE SIN CORREGIR) PARA LA VARIABLE DE PRECIPITACIÓN.	48
TABLA 11. COEFICIENTE DE EFICIENCIA DE NASH-SUTCLIFFE EN RESULTADOS DE CORRECCIÓN DE DOWNSCALING DINÁMICO EMPLEANDO DATOS DE PRECIPITACIÓN.	49
TABLA 12. COMPARACIÓN DE RESULTADOS DEL COEFICIENTE DE EFICIENCIA DE NASH-SUTCLIFFE (E) EN DATOS DE PRECIPITACIÓN DE DOWNSCALING DINÁMICO.	50
TABLA 13. COEFICIENTE DE EFICIENCIA DE NASH-SUTCLIFFE EN RESULTADOS DE CORRECCIÓN DE DOWNSCALING ESTADÍSTICO EMPLEANDO DATOS DE PRECIPITACIÓN. ...	50
TABLA 14. COMPARACIÓN DE RESULTADOS DEL COEFICIENTE DE EFICIENCIA DE NASH-SUTCLIFFE EN DATOS DE PRECIPITACIÓN DE DOWNSCALING ESTADÍSTICO.	51
TABLA 15. COEFICIENTE DE DETERMINACIÓN R^2 EN RESULTADOS DE CORRECCIÓN DE DOWNSCALING DINÁMICO.	51
TABLA 16. COMPARACIÓN DE RESULTADOS DEL COEFICIENTE DE DETERMINACIÓN EN DATOS DE PRECIPITACIÓN DE DOWNSCALING DINÁMICO.	52
TABLA 17. COEFICIENTE DE DETERMINACIÓN R^2 EN RESULTADOS DE CORRECCIÓN DE DOWNSCALING ESTADÍSTICO.	52
TABLA 18. COMPARACIÓN DE RESULTADOS DEL COEFICIENTE DE DETERMINACIÓN EN DATOS DE PRECIPITACIÓN DE DOWNSCALING ESTADÍSTICO.	52
TABLA 19. ERROR CUADRÁTICO MEDIO EN RESULTADOS DE DOWNSCALING DINÁMICO, COMPARANDO DATOS CORREGIDOS Y SIN CORREGIR (MSE CORREGIDO / MSE SIN CORREGIR) PARA LA VARIABLE DE TEMPERATURA.	53
TABLA 20. ERROR CUADRÁTICO MEDIO EN RESULTADOS DE DOWNSCALING ESTADÍSTICO, COMPARANDO DATOS CORREGIDOS Y SIN CORREGIR (MSE CORREGIDO / MSE SIN CORREGIR) PARA LA VARIABLE DE TEMPERATURA.	53
TABLA 21. COEFICIENTE DE EFICIENCIA DE NASH-SUTCLIFFE EN RESULTADOS DE CORRECCIÓN DE DOWNSCALING DINÁMICO EMPLEANDO DATOS DE TEMPERATURA.....	54
TABLA 22. COEFICIENTE DE EFICIENCIA DE NASH-SUTCLIFFE EN RESULTADOS DE CORRECCIÓN DE DOWNSCALING ESTADÍSTICO EMPLEANDO DATOS DE TEMPERATURA.	54
TABLA 23. COEFICIENTE DE DETERMINACIÓN R^2 EN RESULTADOS DE CORRECCIÓN DE DOWNSCALING DINÁMICO.	55
TABLA 24. COEFICIENTE DE DETERMINACIÓN R^2 EN RESULTADOS DE CORRECCIÓN DE DOWNSCALING ESTADÍSTICO.	55
TABLA 25. MÉTODOS DE QM SELECCIONADOS.	56
TABLA 26. ANOMALÍAS PROMEDIO DE PRECIPITACIÓN EN LA ESTACIÓN CUENCA-AEROPUERTO PARA EL PERIODO 2001-2050.....	68
TABLA 27. ANOMALÍAS PROMEDIO DE PRECIPITACIÓN EN LA ESTACIÓN EL LABRADO.....	69
TABLA 28. ANOMALÍAS PROMEDIO DE PRECIPITACIÓN EN LA ESTACIÓN MAZAR-RIVERA REPRESENTATIVA DE LA ZONA UNIMODAL DOS.	71



TABLA 29. ANOMALÍAS PROMEDIO DE PRECIPITACIÓN EN LA ESTACIÓN PASAJE	72
TABLA 30. ANOMALÍAS PROMEDIO DE PRECIPITACIÓN EN LA ESTACIÓN SARAGURO	74
TABLA 31. ANOMALÍAS PROMEDIO DE TEMPERATURA.	76



Juan Carlos Guanuchi Quito, autor/a de la tesis "ANÁLISIS COMPARATIVO DE DOWNSCALING ESTADÍSTICO Y DINÁMICO EN LAS CUENCAS DE LOS RÍOS PAUTE Y JUBONES", reconozco y acepto el derecho de la Universidad de Cuenca, en base al Art. 5 literal c) de su Reglamento de Propiedad Intelectual, de publicar este trabajo por cualquier medio conocido o por conocer, al ser este requisito para la obtención de mi título de Ingeniero Ambiental. El uso que la Universidad de Cuenca hiciere de este trabajo, no implicará afección alguna de mis derechos morales o patrimoniales como autor/a

Cuenca, 5 de marzo del 2015

Juan Carlos Guanuchi Quito

C.I: 010520839-1



Juan Carlos Guanuchi Quito autor de la tesis "ANÁLISIS COMPARATIVO DE DOWNSCALING ESTADÍSTICO Y DINÁMICO EN LAS CUENCAS DE LOS RÍOS PAUTE Y JUBONES", certifico que todas las ideas, opiniones y contenidos expuestos en la presente investigación son de exclusiva responsabilidad de su autor/a.

Cuenca, 5 de marzo del 2015

Juan Carlos Guanuchi Quito

C.I: 010520839-1



AGRADECIMIENTOS

A las siguientes personas:

Ing. Esteban Samaniego

Ing. Lenin Campozano

Ing. Ronald Gualán

Ing. Ana Elizabeth Ochoa

A todo quienes brindaron su conocimiento y experiencia.

Instituciones

Universidad de Cuenca - Escuela de Ingeniería Ambiental

Universidad de Cuenca – Departamento de Recursos Hídricos y Ciencias Ambientales



DEDICATORIA

A mis padres y hermanos por darme su apoyo incondicional
en todo momento.

INTRODUCCIÓN

El presente proyecto se basa en el análisis de predicciones climáticas desarrolladas en estudios previos mediante la reducción de escala de modelos de circulación global (GCMs). El estudio se desarrolla en las cuencas de los ríos Paute y Jubones debido a la gran importancia para el país por los servicios ambientales que estas brindan. El suministro del recurso hídrico podría ser uno de los servicios más importantes que estas proveen, sin dejar de lado la producción hidroeléctrica que las vuelven de vital importancia para el abastecimiento energético del Ecuador.

La generación hidroeléctrica en el país es la fuente principal que abastece de energía eléctrica a los ecuatorianos. En la cuenca del Paute cuando se concluya la construcción del Sistema Hidroeléctrico Paute Integral se producirá alrededor del 50% de la energía eléctrica del Ecuador (Cáceres, 2011). La capacidad total que se pretende instalar bordea los 2200 MW mediante cuatro centrales: Mazar (170 MW), Molino (1100 MW), Sopladora (487 MW) y Cardenillo (400 MW) (CELEC EP, 2011).

Por otro lado, en la cuenca del Jubones se construye el proyecto hidroeléctrico Minas-San Francisco que contará con una capacidad de 270 MW de potencia. Ésta central empleará el potencial del río Jubones y proveerá un promedio de energía de 1290 Gwh/año a partir del año 2015 (Ministerio de Electricidad y Energía Renovable, 2014).

Los sistemas mencionados permitirán reemplazar la tecnología que actualmente se emplea en el país para la producción eléctrica. Se espera que éste cambio tecnológico contribuya en la reducción de emisiones de CO² producidas por plantas termoeléctricas en alrededor de 0,65 millones de toneladas al año. Además fortalecerá la soberanía energética del país sustituyendo la importación de energía (Ministerio de Electricidad y Energía Renovable, 2014).

Sin embargo, se debe considerar que el funcionamiento de los sistemas hidroeléctricos depende de la cantidad de caudal existente en los ríos que emplean. Por lo tanto, será de mucha importancia conocer las condiciones de los caudales bajo las que podrían operar estas centrales en el futuro. Para estudiar éstas condiciones se deberá contar con información climática y analizar cómo ésta variará en el tiempo debido al cambio climático.

Por otro lado, uno de los principales efectos del cambio climático se relaciona con el aumento de la frecuencia de eventos extremos. Estos han provocado grandes afecciones económicas, ambientales y sociales. En el Ecuador empleando datos de DESINVENTAR del año 2007, según la segunda

comunicación sobre Cambio Climático, la presencia de anomalías climáticas se ha incrementado gradualmente (Cáceres et. al, 2011). Durante el periodo 1970-2007 el 68% de 3590 registros de emergencias y desastres (geológicos, antrópicos, incendios forestales y climáticos) están relacionados a eventos climáticos. Estos son responsables de la afección y/o destrucción de viviendas en un 84% así como también de un 78% de muertes. Es decir, que de todos los eventos registrados en el Ecuador entre los años de 1970 y 2007, los eventos climáticos fueron la mayor causa de pérdidas económicas y muertes (Cáceres et. al, 2011).

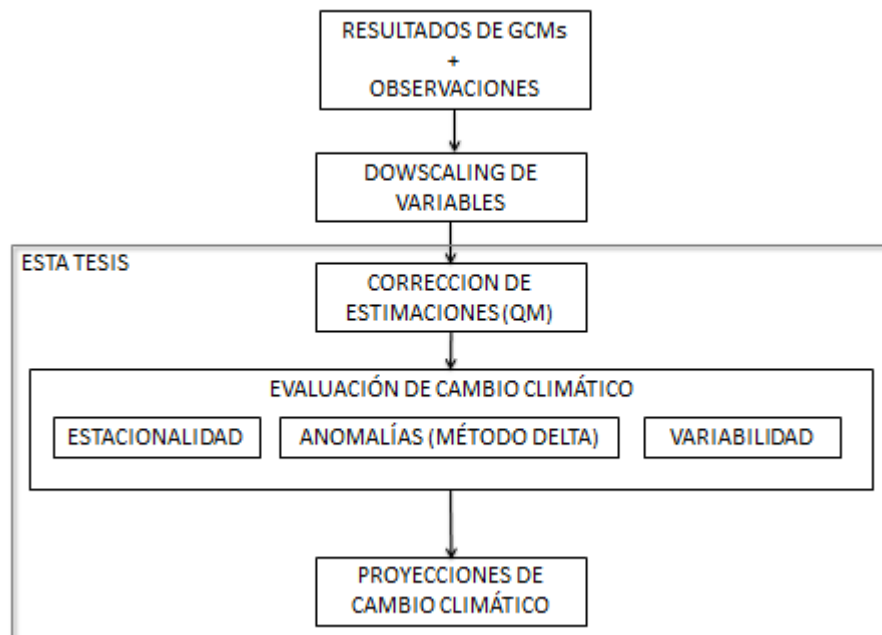
Razones como las anteriores justifican la necesidad de estudiar la variación del régimen climático futuro. Para lograr aquello, se puede emplear modelos de circulación global (GCMs) que son herramientas poderosas y útiles para la predicción climática. Sin embargo, estos modelos presentan información a una escala muy grande. Si se desea analizar el cambio climático a escala de cuenca hidrográfica será necesario entonces emplear información a menor escala que permita conocer los procesos locales y como estos serán afectados por el cambio climático. Esto será posible mediante una reducción de escala (downscaling) de los modelos de circulación global.

El objeto de esta tesis será entonces la de analizar la información obtenida mediante métodos de reducción de escala. Estos métodos fueron desarrollados por el Departamento de Recursos Hídricos y Ciencias Ambientales de la Universidad de Cuenca (iDRHiCA) para lo cual primeramente se realizó una consultaría por Campozano (2011) en la que se seleccionaron los métodos más adecuados de downscaling y GCMs.

El análisis de los resultados de downscaling permitirá primeramente conocer la calidad de la información disponible, para luego ejecutar soluciones para mejorar su eficacia y disminuir el error que presenta. Finalmente se podrá analizar las proyecciones del régimen climático futuro, tomando en consideración la influencia del cambio climático sobre él.

El proceso que se desarrollará se presenta esquemáticamente a continuación en la Figura 1.

Figura 1. Esquema de elaboración de la tesis.





OBJETIVOS

GENERAL:

Realizar un análisis comparativo entre predicciones climáticas desarrolladas mediante métodos estadísticos y dinámicos de reducción de escala, a fin de estimar el régimen climático futuro en las cuencas de los ríos Paute y Jubones.

ESPECÍFICOS:

- Revisar características importantes de los métodos de downscaling estadístico y dinámico.
- Analizar comparativamente los resultados del Downscaling Estadístico y Dinámico.
- Explorar la variación climática en las cuencas en estudio.



1. CAPÍTULO UNO CONCEPTOS BÁSICOS

1.1. CLIMA Y TIEMPO

Es importante diferenciar entre los términos tiempo y clima. Muchas personas tienden a confundirse y piensan que ambos términos expresan lo mismo. Sin embargo, se debe considerar que “Tiempo” en términos meteorológicos, es empleado para describir en ese mismo instante el estado de la atmósfera, o al estado de la atmósfera en periodos cortos que pueden ser hasta de días. En cambio al referirnos al clima, se debe considerar las condiciones de la atmósfera en periodos más largos que pueden ser meses, años, décadas, etc. lo cual permite contar con suficiente información para realizar análisis estadísticos del comportamiento del tiempo. Por lo tanto clima y tiempo se relacionan, pues los datos climáticos tendrán implícitamente información del estado del tiempo. Por consiguiente, de darse un cambio climático también tendremos cambios en el tiempo.

1.2. CAMBIO CLIMÁTICO

Pruebas desarrolladas empleando observaciones han demostrado que el cambio climático es un fenómeno que ocurre de forma real en el planeta (Gitay, 2002). Durante el siglo pasado la variación en el régimen pluviométrico mundial y las tendencias al incremento de la temperatura en la mayor parte del mundo pusieron en evidencia la presencia de este fenómeno.

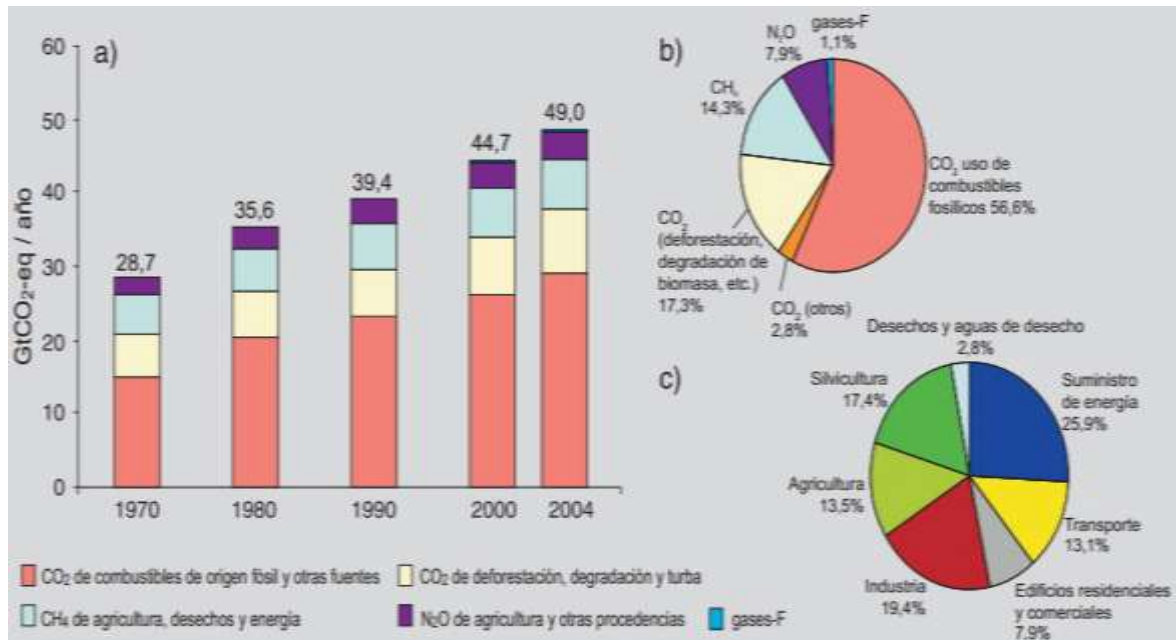
En primera instancia consideramos necesario precisar qué es el cambio climático, para lo cual, se cita a continuación la definición dada por el Panel Intergubernamental del Cambio Climático (IPCC), éste organismo lo define como: *“Importante variación estadística en el estado medio del clima o en su variabilidad, que persiste durante un período prolongado (normalmente decenios o incluso más). El cambio climático se puede deber a procesos naturales internos o a cambios del forzamiento externo, o bien a cambios persistentes antropogénicos en la composición de la atmósfera o en el uso de las tierras”*.

Según el IPCC, en el periodo comprendido entre los años de 1970 y 2004 las emisiones antropogénicas de gases de efecto invernadero se incrementaron en un 70%. Asumen muy probablemente a dicho incremento, como la causa principal para producir el aumento de temperatura registrado desde los años 50s (IPCC, 2007).

En la Figura 2 podremos observar en a) el incremento de la emisión de gases

de efecto invernadero a partir del año 1970 hasta el año 2004, en el gráfico b) se puede ver los porcentajes de emisión de diferentes GEI en el 2004 representados como CO₂ equivalente, y en c) la fuente que los produce:

Figura 2. Evolución mundial de emisión de gases de efecto invernadero

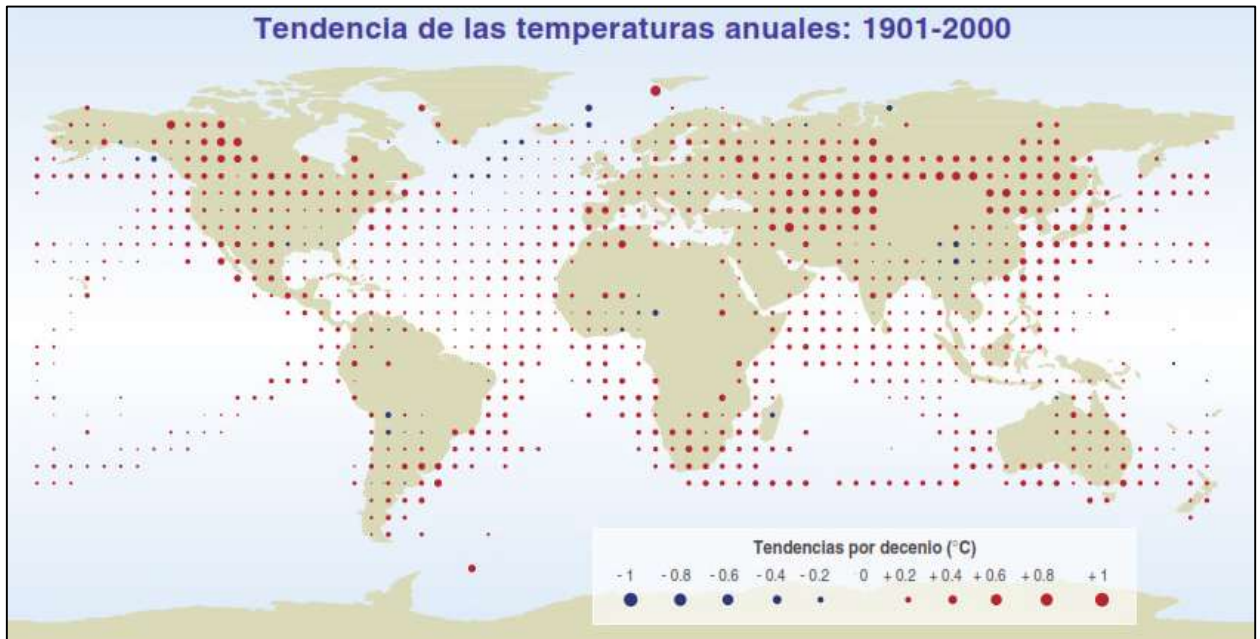


Tomado de: IPCC 2007

Según Gitay et al. (2002) durante la centuria pasada (1901-2000) la temperatura superficial de la Tierra aumentó en promedio 0,6°C; para el futuro se espera que el calentamiento sea entre 2 a 10 veces mayor que el registrado en el siglo pasado. La tendencia a nivel mundial muestra un incremento de temperatura en la mayor parte del planeta, existiendo pocas zonas donde ésta ha disminuido (ver Fig. 3).

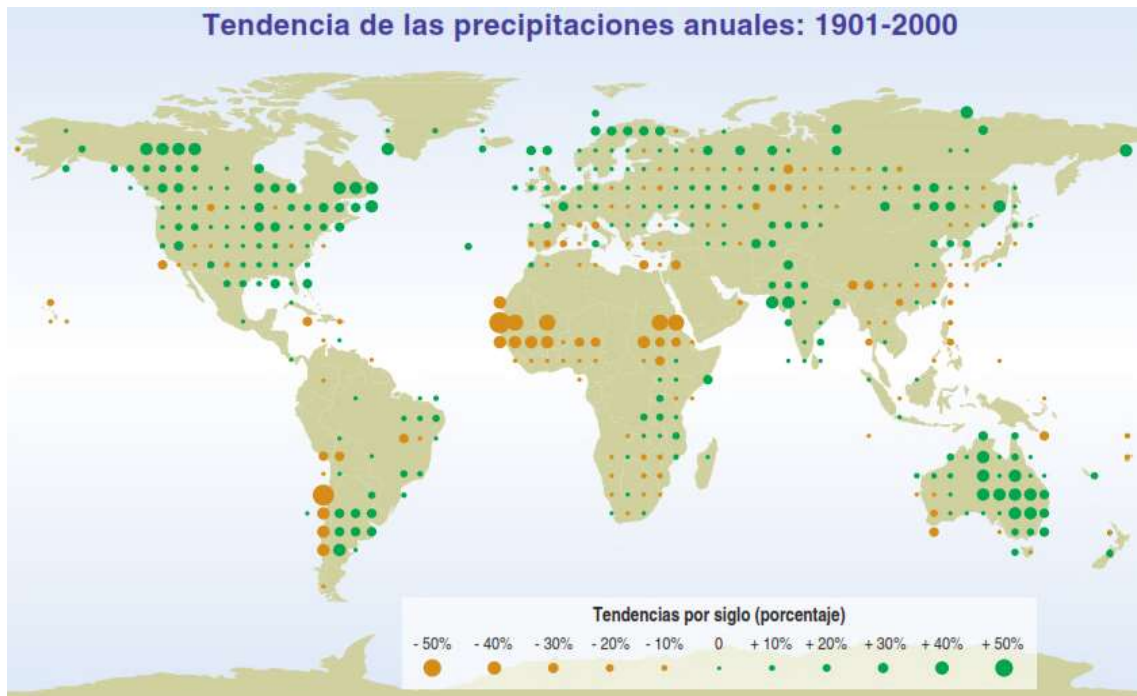
Para el caso de la variable de precipitación, durante el siglo XX se ha registrado variaciones dependiendo de la ubicación geográfica en el planeta (ver Fig. 4). Gitay et al. (2002) menciona que para la mayor parte del hemisferio norte se ha registrado un incremento entre un 5 y 10% de la precipitación; también nos habla en este estudio sobre las áreas teretres subtropicales donde posiblemente se haya observado lo contrario al registrar en promedio decrementos de un 3%. Para el siglo XXI Gitay et al. (2002) estima que podrían registrarse incrementos o decrementos de alrededor de un 5 a un 20% a escalas regionales.

Figura 3. Tendencias mundiales de temperaturas anuales en el siglo pasado.



Tomado de: Gitay et al. 2002

Figura 4. Tendencia mundial de la precipitación anual en el siglo pasado.



Tomado de: Gitay et al. 2002



En los Andes tropicales Vuille y Bradley (2000) indican en su estudio que se registraron tendencias al incremento de la temperatura de 0,10 a 0,11°C/década en el periodo 1939-1998, y que durante el periodo 1974-1998 los niveles de incremento se triplicaron alcanzando valores de 0,32 a 0,34°C/década.

Los resultados obtenidos mediante modelos climáticos regionales exhiben un incremento de temperatura proporcional con el incremento de altitud, es decir, a grandes alturas el efecto será más notorio (Herzog et al. 2012).

El cambio climático podría provocar efectos alarmantes en los Andes, tomando en consideración sus ecosistemas altamente diversos que proveen de servicios ambientales a una cantidad muy grande de seres humanos (Herzog et al. 2012).

Los ecosistemas de humedal ubicados en distintas zonas del mundo, entre ellas Los Andes, podrían ser afectados en gran medida debido al cambio climático (Bates et al. 2008). Bates et al. (2008) nos hablan de que pequeñas variaciones en los regímenes de precipitación podrían ocasionar grandes afecciones a la flora y fauna de estos sitios. Además de que el aumento de la temperatura incluso podría provocar el inicio de una tendencia a la sequía de los humedales alrededor del mundo.

Para el caso de ecosistemas de montaña, Bates et al. (2008) nos hablan de que en estudios recientes se ha llegado a determinar un excesivo riesgo de extinción de especies en estas zonas. Las principales especies que corren riesgo son las endémicas, pues estas son muy sensibles a cambios en el clima. Dichos cambios pueden alterar su nicho que cuenta con condiciones altamente especializadas incrementando la vulnerabilidad de las especies a extinguirse Bates et al. (2008).

Los cambios del clima afectan a muchos sistemas naturales. Por ejemplo, el aumento de la temperatura ha provocado un derretimiento mayor de los glaciares, casquetes y mantos de hielo polares, además de que a mayor temperatura la dilatación térmica del agua es mayor. Estos fenómenos son algunos de los motivos relacionados con el incremento del nivel del mar. Se pueden también relacionar con el aumento de la temperatura efectos negativos como la variación de la cantidad de peces y algas, así como también de la desalinización de los océanos (IPCC, 2007).

1.3. ESCENARIOS DE EMISIONES

Los escenarios son posibles situaciones que se podrían presentar en el futuro.



Mediante escenarios es posible examinar como las fuerzas determinantes podrían influir en las emisiones de gases de efecto invernadero futuras (IPCC, 2000).

El IPCC ha desarrollado varios escenarios durante su historia. En 1990 por ejemplo, publicó un conjunto de escenarios en respuesta a la solicitud del Grupo de Trabajo sobre Estrategias de Respuesta. Para su elaboración expertos de Estados Unidos y Holanda desarrollaron escenarios de emisiones globales para los siguientes gases: dióxido de carbono, metano, óxido nitroso, halocarbonos y ozono troposférico precursores de los óxidos de nitrógeno, y monóxido de carbono (Houghton et al. 1992).

La actualización de los escenarios de 1990 permitió al IPCC en 1992 publicar los escenarios de emisiones conocidos como IS92. En estos se plasmaba varios supuestos en referencia a como las emisiones de GEI aumentarían si no se desarrollaban políticas climáticas adicionales a las que en esas épocas existían (Leggett et al., 1992). IS92 proporcionaban estimaciones de todos los gases de efecto invernadero y eran empleados como base para los modelos de circulación global (IPCC, 2000).

En 1996 el IPCC decide desarrollar un nuevo paquete de escenarios tomando en consideración las recomendaciones efectuadas sobre los IS92. A este nuevo paquete se lo conoce como los escenarios del Informe Especial sobre Escenarios de Emisiones (IE-EE). (IPCC, 2000).

Según el IPCC en total existen 40 escenarios del IE-EE que se agrupan en función de cuatro familias (A1, A2, B1 y B2) y seis grupos de escenarios (A2, B1, B2 y tres grupos dentro de la familia A1 que son A1F1, A1T y A1B) (IPCC, 2007). En la Tabla 1 se resumen las características de cada familia o línea argumental.

El IPCC no ha definido cuál de los escenarios podrá tener mayor ocurrencia y no ha emitido juicio sobre la preferencia sobre alguno de ellos. Todos son igualmente válidos y su selección dependerá del usuario.

Tabla 1. ESCENARIOS IE-EE

Línea Argumental	Características
A1	<ul style="list-style-type: none">• Rápido crecimiento económico mundial• Máximo de población hacia 2050• Tecnologías nuevas y eficientes• Tres alternativas de cambio tecnológico<ul style="list-style-type: none">○ Intensiva en combustibles fósiles (A1FI)○ Energías de origen no fósil (A1T)○ Equilibrio entre fuentes (A1B)
B1	<ul style="list-style-type: none">• Mundo convergente• Máximo de población hacia 2050• Rápida evolución de estructuras económicas.
B2	<ul style="list-style-type: none">• Población intermedia• Crecimiento económico intermedio• Orientada a soluciones locales
A2	<ul style="list-style-type: none">• Mundo heterogéneo• Fuerte crecimiento poblacional• Lento desarrollo económico• Lento reemplazo tecnológico

Fuente: IPCC 2007.

1.4. MODELOS CLIMÁTICOS

Son herramientas que permiten simular las variables climáticas mediante la resolución de ecuaciones matemáticas. Los modelos han ido incrementando y mejorando con el paso del tiempo. En el año 2007 en el reporte cuarto del IPCC (IPCC-AR4) se presentaban un total de 23 modelos. Éstos a comparación de modelos anteriores, consideran un mayor número de componentes climáticos (Campozano 2011). En la tabla 2 se podrá ver la evolución de la complejidad de los modelos en el tiempo y los componentes climáticos que se consideraban.

Tabla 2. Evolución de modelos climáticos.

	Atmósfera	Continente	Océano y hielo del mar	Aerosoles	Ciclo del carbono	Vegetación y química atmosférica	Dinámica del hielo
2010							
2000							
2000							
1990							
1990							
1980							
1970							

Fuente: Campozano (2011)

Los modelos de circulación global (GCMs) son herramientas poderosas y útiles para la predicción climática. Sin embargo, estos modelos presentan información a muy grande escala. Según Campozano (2011) la resolución de los modelos de IPCC-AR4 permite contar con tamaños de pixel que puede variar desde los 100 a los 300 km por cada lado. Esto representa una área de 10000 a 90000km² por pixel. En Campozano (2011) se concluye entre otras cosas que considerando la superficie del territorio ecuatoriano, los modelos de baja resolución representarían el clima del país en 2,5 pixels. El Ecuador tiene una alta variabilidad climática en su territorio y por lo tanto su representación en 2,5 pixels sería incorrecta.

En el proyecto que suministra información a la presente tesis, de los 23 modelos IPCC-AR4 se seleccionó el denominado ECHAM5/MPI-OM (Gualán 2013). Este modelo fue creado por el Instituto para Meteorología Max Plank de Alemania. Cuenta con una resolución para la atmósfera de 1,9° x 1,9° L31, y para el océano de 1,5° x 1,5°, L40 (Randall et al. 2007), donde 1° representa 100km en longitud aproximadamente. El escenario de emisiones empleado corresponde a IE-EE A1B.

La información que los GCMs proporcionan, permite obtener un buen nivel de detalle para análisis continentales o globales y también una buena eficiencia en la predicción climática planetaria (Kedir, 2008). Si se desea analizar el cambio climático a escala de cuenca hidrográfica será necesario entonces emplear información a menor escala que permita conocer los procesos locales y como estos serán afectados por el cambio climático. Esto será posible mediante una reducción de escala (downscaling) a los modelos de circulación global.

1.5. DOWNSCALING

La técnica que hace posible incrementar la resolución de variables climáticas, se denomina downscaling. Ésta a través de modelos regionales de clima (RCMs) u otras técnicas de downscaling, nos permiten simular procesos



atmosféricos y reducir la escala de los modelos globales (GCMs) para zonas específicas de estudio. En la literatura se puede encontrar que existen dos métodos de reducción de escala estos son: el método dinámico y el estadístico (Fowler et al., 2007). En nuestro estudio se empleará la información proporcionada por los dos métodos. Ambas técnicas serán descritas con mayor detalle en el capítulo siguiente.

Muchas investigaciones han utilizado downscaling, como por ejemplo la investigación de Manning et al. (2013), donde se empleó downscaling dinámico para analizar el cambio climático en la zona central de Asia. Ellos implementaron un modelo climático regional de alta resolución (RCM) denominado REMO, donde dos modelos fueron forzados por un GCM y uno por datos de re-análisis. Desarrollar este estudio les permitió analizar ampliamente el clima de Asia Central en los tiempos actuales e investigar el futuro cambio climático en una escala más detallada.

En Ecuador, en el proyecto INAMHI-MAE-SCN-PRAA-PACC para control de malaria en la costa ecuatoriana, Muñoz y Recalde (2010) utilizaron el método de downscaling dinámico mediante el modelo WRF y el modelo biomatemático de Ross-Mcdonald para estudios sobre malaria. Este análisis se lo efectuó para los años comprendidos entre 1996 y el 2008. Su objetivo fue conocer la predictibilidad por agentes climáticos en la incidencia de malaria en Ecuador y llegar a determinar si es factible realizar pronósticos futuros. Para ello emplearon datos de temperatura obtenidos mediante el modelo CWRF como uno de los datos de entrada en el modelo de Ross-Mcdonald. Finalmente ellos concluyen que la simulación fue capaz de representar la distribución espacial de la malaria reportada por SNEM en 2010, pero que el modelo necesita mejorar. Para lo cual es necesario incluir más variables relacionados al control de la malaria, por ejemplo datos de fumigación.

2. CAPÍTULO DOS

MÉTODOS DE DOWNSCALING

Cuando se necesita trabajar con escalas pequeñas, los GCMs no son capaces de simular efectivamente las características climáticas de determinado sitio a menor escala, por ejemplo al no representar la topografía local (Kedir, 2008) la cual influencia notablemente en el clima de una zona. Por lo tanto una reducción de la escala de los modelos de circulación global sería necesaria.

Se conoce que los métodos de downscaling hasta el momento son dos, el método de reducción de escala dinámica y el método de reducción de escala estadística o empírica.

2.1. REDUCCIÓN DE ESCALA DINÁMICA

El método de reducción de escala dinámica permite a partir de los GCMs obtener información con una resolución alta del clima. Downscaling dinámico se basa en procesos físicos, éste resuelve ecuaciones diferenciales que representan tales procesos a partir de un GCM que aporta condiciones iniciales y de contorno (Ochoa-Sánchez, 2013).

Existen tres tipos de downscaling dinámico:

- Modelos regionales de clima (RCM) o modelos de área limitada (LAM)
- Modelos Uniformly high resolution atmospheric GCM models o modelos Time-slice
- Modelos Stretched-grid

Los modelos de alta resolución uniforme y los modelos Stretched-grid son computacionalmente muy demandantes pues se desarrollan en todo el dominio global. Las diferencias del uno y del otro consisten en que los de alta resolución uniforme resuelven en alta definición todo el planeta, mientras que los Stretched-grid mejoran la resolución en zonas de interés y el resto del planeta es resuelto a baja resolución (Campozano 2011).

Los RCMs se desarrollan para áreas específicas empleando las salidas de los GCMs como condiciones de contorno (Campozano 2011). Son computacionalmente menos demandantes que las otras dos técnicas y es principalmente por esta razón que fueron seleccionados en la consultoría de Campozano (2011) para el desarrollo de downscaling dinámico en el estudio del cual se obtiene la información empleada en esta tesis.

Según Fowler et al. (2007) los RCMs o LAMs poseen la capacidad de simular en forma real las características regionales del clima, obteniendo información



que generalmente posee una escala de $-0,5^{\circ}$ de longitud y latitud.

Sin embargo, según Coulibaly et al. 2004 los RCMs poseen algunas limitaciones, entre ellas el alto costo computacional que requiere comparado con los GCMs y el downscaling estadístico. Pero también hay que considerar las ventajas como la de proporcionar información espacial tomando en consideración procesos físicos, lo cual no sucede con el método estadístico (Ochoa-Sánchez, 2013).

Campozaño (2011) analizó dos modelos de RCMs, el PRECIS y el modelo WRF. Al final seleccionó al modelo Weather Research and Forecasting WRF para el desarrollo de downscaling dinámico, pues entre otras cosas señala que su utilización reduciría tiempos de cómputo. Luego entonces Ochoa-Sánchez (2012) en el desarrollo del Downscaling Dinámico que aporta datos a la presente tesis, emplea el modelo Weather Research and Forecasting (WRF). Éste permite a los investigadores realizar simulaciones atmosféricas tanto de datos reales o de condiciones idealizadas. El modelo WRF es mantenido y actualizado por Mesoscale and Microscale Meteorology Division of NCAR (National Center for Atmospheric Research) y es de uso público (NCAR, 2013; Ochoa-Sánchez, 2012).

El modelo fue calibrado y validado empleando datos de Re-análisis de NCAR/NCEP (NNRP) (Ochoa Sánchez, 2013). Donde se tomó en consideración variables de los conjuntos de datos ds090.0 dataset y 2D dataset los cuales incluyen: temperatura, altitud, humedad relativa y específica, presión a nivel del mar, presión en la superficie, humedad del suelo, hielo marino, entre otros (Ochoa Sánchez, 2013). Para el caso de los pronósticos futuros se seleccionó ECHAM5-MPI-OM realizado por el Instituto Max Planck de Alemania, el cuál combina simulaciones con el modelo ECHAM5 que ha sido largamente empleado en modelos regionales de clima (Gualán, 2013).

Además el modelo WRF fue previamente sometido a un análisis de sensibilidad, el cual permite seleccionar los mejores esquemas de resolución de procesos atmosféricos para la zona mediante la comparación de simulaciones con datos observados. Ochoa-Sánchez (2013) seleccionó la simulación que en promedio representó mejor las observaciones, la cual contenía para precipitación los esquemas que se exponen en la tabla 3.

Tabla 3. Esquemas seleccionados para resolución de procesos atmosféricos

PROCESOS FÍSICOS O DINÁMICOS	ESQUEMAS
Microfísica	Kessler
Formulación de cúmulos	Kain-Fritsch
Capa superficial	Eta
Capa terrestre	Thermal
Capa de contorno planetaria (PBL)	MYJ
Radiación de onda corta	CAM3
Radiación de onda larga	CAM3

Para temperatura se selecciona una simulación distinta que se diferencia de la anterior únicamente por emplear el esquema BMJ en vez de Kain-Fritsch para formulación de cúmulos.

Mayor detalle sobre el proceso y los esquemas se podrá encontrar en Ochoa-Sanchez (2013) y en Skamarock et al. (2008).

En resumen el periodo de calibración está comprendido entre los años 1964 al 1989; el de sensibilidad en las décadas 1960-1970, 1970-1980 y 1980-1990; el de validación entre 1990 a 1999, mientras que el periodo de predicción va desde el 2001 al 2099.

Ochoa-Sanchez et al. (2014); Gualán (2013), mencionan en sus estudios que downscaling dinámico tiende a sobre-estimar los valores extremos, esta situación se podrá analizar en nuestro estudio en el capítulo de Resultados.

2.2. REDUCCIÓN DE ESCALA ESTADÍSTICA

Según Fiseha et al. 2012 el downscaling estadístico se basa en el desarrollo de relaciones cuantitativas de variables locales de superficie (predictandos) y variables atmosféricas a gran escala (predictores). Esta relación se puede representar con la siguiente ecuación:

$$R = F(X)$$

Donde,

R = Predictando (Precipitación, temperatura),

F = función determinista o estocástica que relaciona a predictando y predictor (Lineal o no lineal),

X= Predictor (presión atmosférica a nivel del mar, humedad específica, etc.)

En Fowler et al. (2007) y Fiseha et al 2012, se encuentra que las técnicas de downscaling estadístico se agrupan en tres grupos principales: generadores de clima, esquemas de tipificación de clima y modelos de regresión.

Los modelos de regresión hacen referencia a aquellos métodos que cuantifican de manera directa una relación (lineal o no lineal) entre un grupo de variables atmosféricas a gran escala y una variable climática a escala local. Los generadores de clima simulan datos meteorológicos basándose en características estadísticas de la variable (Sunyer et al. 2011). La tipificación del clima se trata de agrupaciones de días según su similitud sinóptica dentro de un número finito de tipos de climas discretos o estados (Sunyer et al. 2011).

Según Dibike y Coulibaly (2006) los modelos más empleados suelen implementar métodos lineales que pueden ser: escala local, regresiones lineales múltiples, análisis de correlación canónica o descomposición de valor singular. Sin embargo, en la actualidad el interés por la utilización de regresiones no lineales (redes neuronales artificiales) está aumentando (Dibike y Coulibaly, 2006).

Sunyer et al. (2011) nos dicen que la suposición básica es que la relación entre escalas grandes y locales permanecerá constante en el futuro. Según estos autores, este es el principal inconveniente en el downscaling estadístico ya que este supuesto no se puede verificar.

Para desarrollar el downscaling estadístico que aporta datos a nuestro proyecto, se seleccionó la técnica denominada Redes Neuronales Artificiales (ANNs) debido a que en la zona de estudio se espera que se den relaciones no lineales entre las variables (Campozano, 2011). Las ANNs se caracterizan por la forma en la que están construidas (topología de la red, patrón de conexiones entre los nodos, determinación de los pesos de conexión y funciones de activación que emplea) (Dibike y Coulibaly 2006). Las redes neuronales biológicas del cerebro humano fueron la fuente de inspiración para la creación de esta técnica.

El entrenamiento de las Redes Neuronales Artificiales tiene como objetivo lograr que un grupo de entradas produzca salidas anheladas. Según Basogain (2008) esto se logra mediante el ajuste de los pesos de las interconexiones mediante procesos predeterminados.

Ochoa-Sanchez et al. (2014) describe el proceso que siguen las redes neuronales de la siguiente manera: inicialmente una matriz de entrada es aceptada por las neuronas, los datos de entrada son multiplicados por los pesos y sumadas, finalmente se procesan mediante una función de activación (Ochoa-Sanchez et al. 2014). Para realizar la selección del número de nodos por capa o de la cantidad de capas ocultas no existe aún normas fijadas, por lo tanto, para determinar la óptima arquitectura de la ANN, se suele utilizar el método más fiable que actualmente consiste en la experimentación por prueba y error (Ochoa-Sanchez 2013).



3. CAPÍTULO TRES

MATERIALES Y MÉTODOS

3.1. ZONAS DE ESTUDIO

3.1.1 CUENCA DEL RÍO PAUTE

La cuenca del Paute se encuentra en la Sierra en la parte sur de los Andes ecuatorianos. Presenta un relieve muy irregular que va desde los 500 m.s.n.m. en la confluencia de los ríos Negro y Paute hasta los 4600 m.s.n.m. en el Cajas (Cordero, 2013). Se localiza entre las siguientes coordenadas.

681765m – 803365m Este

9637974m – 9745374m Norte

La cuenca se puede clasificar en tres zonas según su altura, la cuenca baja que comprende alturas desde los 500 hasta los 2200 m.s.n.m., la cuenca media con alturas entre 2200 hasta 2600 m.s.n.m., y la cuenca alta con rangos de altura entre los 2600 hasta 4600 m.s.n.m. (Cordero, 2013).

Una alta variabilidad espacial y temporal, son características del clima de la cuenca del Paute. Refiriéndonos a temperatura, ésta varía dependiendo de la altura a la que nos encontremos. Los climas más cálidos se podrán encontrar en las partes bajas de la cuenca y conforme incrementa la altura la temperatura va disminuyendo. Se dice que por cada 100 metros de incremento en altura, la temperatura disminuye $-0,6^{\circ}\text{C}$ (Mora et al. 2014).

Para el caso de la precipitación, la clasificación efectuada por Celleri et al. (2007) permitió identificar 4 regiones con distintos regímenes de precipitación, estos son bimodal uno y dos, y unimodal uno y dos. Los regímenes bimodales presentan dos estaciones secas durante los meses de junio, julio y agosto y otra en diciembre, enero y febrero. Mientras que las estaciones más húmedas se dan entre abril, marzo y mayo, y un segundo periodo entre septiembre, octubre y noviembre. Las zonas donde se registran regímenes unimodales únicamente exhiben una sola estación húmeda, la cual se da en los meses de junio, julio y agosto (Mora et al. 2014).

Políticamente la cuenca del Paute se distribuye entre las provincias de: Azuay en un 74,82%, Cañar 13,31%, Chimborazo 11,57% y Morona Santiago en un 0,28% (Donoso, 2002). Dentro de esta cuenca se localizan los siguientes cantones: Alausí, Azogues, Biblián, Déleg, Cuenca, Paute, Guachapala, El Pan, Sevilla de Oro, Gualaceo, Chordeleg y Síg sig (Torres et al. 2007). La cuenca del Paute es de mucha importancia para el país ya que en ella se encuentran proyectos hidroeléctricos de importancia, aproximadamente en la

zona se produce el 50% de la electricidad que consume el país.

Aproximadamente la cuenca del río Paute ocupa una superficie de 6439 km² hasta su confluencia con el río Upano. Este territorio está compuesto por 19 subcuencas hidrográficas las cuales se detallan en la Tabla 4.

Tabla 4. Subcuencas del río Paute y áreas que ocupan.

Nº	NOMBRE	ÁREA (km ²)
1	Burgay	447
2	Collay	242
3	Aporte directo de Cuenca	121
4	Jadán	297
5	Juval	427
6	Machángara	326
7	Magdalena	51
8	Mazar	166
9	Aporte directo de Paute	448
10	Paute bajo	525
11	Pindilig	168
12	Púlpito	169
13	Negro	787
14	Santa Bárbara	947
15	Sidcay	43
16	Tarqui	476
17	Tomebamba	334
18	Yanuncay	410
19	Aporte directo	55
	TOTAL	6439

Fuente: Cordero, 2013

3.1.2. CUENCA DEL RÍO JUBONES

La cuenca del río Jubones se encuentra al sur del país en el austro ecuatoriano. Al norte limita con el nudo del Portete, al sur con el nudo de Ascana y la cordillera de Chilla, al este con la cordillera Oriental, y al oeste con Tarqui y una parte de la provincia de Loja. La cuenca presenta un relieve irregular que va desde los 4120 msnm hasta 0 msnm cuando desemboca en el Océano Pacífico. Geográficamente se encuentra entre las siguientes coordenadas:

610721m – 730721m Este

9588334m – 9664734m Norte

Políticamente se distribuye entre las siguientes provincias: 55% se encuentra en el Azuay; el 24.1% en Loja; y el 20.9% corresponde a El Oro. Dentro de su

territorio encontramos los siguientes cantones: Nabón, Oña, Girón, San Fernando, Pucará, Santa Isabel, Saraguro, Chilla, Pasaje, Zaruma, Machala y el Guabo. Tiene una superficie de 4353.96 km² y está conformada por 9 subcuencas y un sistema/interfluvio (CINFA, 2007).

Tabla 5. Subcuencas del río Jubones y áreas que ocupan.

N°	NOMBRE	ÁREA (km ²)
1	León	1526
2	Rircay	826
3	Uchucay	253
4	Ganacay	127
5	Chillayacu	182
6	San Francisco	361
7	Minas	108
8	Vivar	137
9	Casacay	122
10	Sistema Jubones	711
	TOTAL	4353

Fuente: CINFA, 2007

3.2. DATOS

Los datos de downscaling estadístico y dinámico fueron proporcionados por el Departamento de Recursos Hídricos y Ciencias Ambientales de la Universidad de Cuenca (iDRHiCA). Estos consisten en series mensuales comprendidas dentro de dos periodos, el primero que empieza desde el año 1991 hasta 1999, y el segundo desde el año 2000 hasta el 2009. Sin embargo, realizando análisis estadísticos se empieza a notar un incremento de la incertidumbre a partir del año 2050, además considerando estudios anteriores (Mora et al. 2014; Chiew et al. 2010; Lagos, 2012) donde se emplea información climática solo hasta el año 2065, se decide utilizar el periodo 2001-2050 para nuestro estudio.

También se dispone de información de precipitación y temperatura observada desde el año 1991 hasta 1999, y del 2001 al 2005 únicamente para temperatura. De igual manera para el caso de observaciones los datos fueron proporcionados por el iDRHiCA.

Las estaciones que se emplean fueron seleccionadas por Ochoa-Sanchez (2013) para el desarrollo del downscaling. De las 19 estaciones meteorológicas existentes en las zonas de estudio, se seleccionaron cinco, las cuales fueron utilizadas para la calibración del modelo WRF. De la totalidad de estaciones disponibles, solamente dos proporcionan datos de temperatura. Estas son



Cuenca-Aeropuerto (M067) y Saraguro (M142).

Para la selección de las estaciones, Ochoa-Sanchez 2013 tuvo en cuenta en primera instancia la cantidad de vacíos de datos que estas presentaban. Para esto se descartó las estaciones que exhibían vacíos mayores al 20%. Posteriormente se realizó curvas de doble masa para determinar la consistencia de las mismas, utilizando las estaciones de Cuenca-Aeropuerto y Saraguro como referencia. Adicionalmente fue necesario realizar un test de homogeneidad para distinguir entre estaciones homogéneas y no homogéneas.

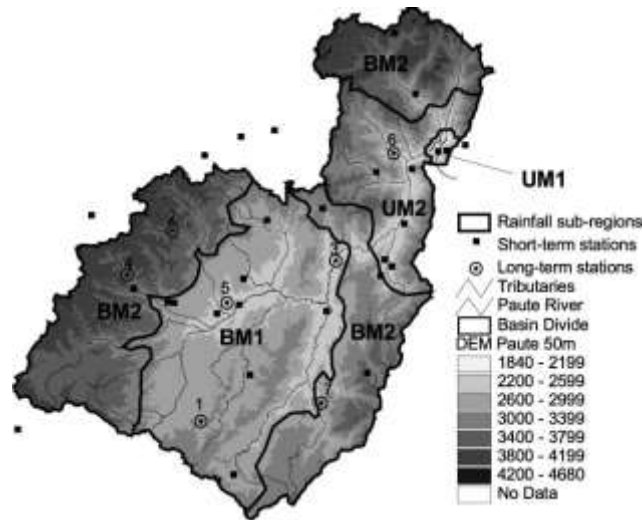
Para finalizar el proceso de selección y escoger las estaciones más representativas se consideró los diferentes regímenes de lluvia identificados por Celleri et al. (2007) para la cuenca del Paute que son: unimodal uno (UM1), unimodal dos (UM2), bimodal uno (BM1) y bimodal dos (BM2).

Celleri et al. (2007) delimitó en 4 subregiones a la cuenca del Paute según los regímenes de lluvia antes mencionados. En la Figura 5 podremos observar el mapa que obtuvieron en su estudio.

Según Celleri et al. (2007) los regímenes bimodales cubren aproximadamente el 86% de la superficie de la cuenca del Paute, el 50% corresponde al régimen bimodal dos (BM2) y el 36% a bimodal uno (BM1). Los regímenes unimodales cubren el porcentaje restante, unimodal uno (UM1) ocupa una área del 1% mientras que unimodal dos (UM2) cubre el 14% aproximadamente.

Ochoa-Sanchez (2013) seleccionó una estación para cada una de estas subregiones, pero dejó de lado unimodal uno (UM1). Ochoa-Sanchez explica que UM1 cubre una extensión de terreno muy pequeña de aproximadamente 50 km² y considerando la escala de los resultados de downscaling (grillas de 15km x 15km) no era representativa para el estudio. (Ochoa-Sánchez, 2013).

Figura 5. Subregiones de precipitación en la cuenca del Paute



Tomado de: Celleri et al. 2007

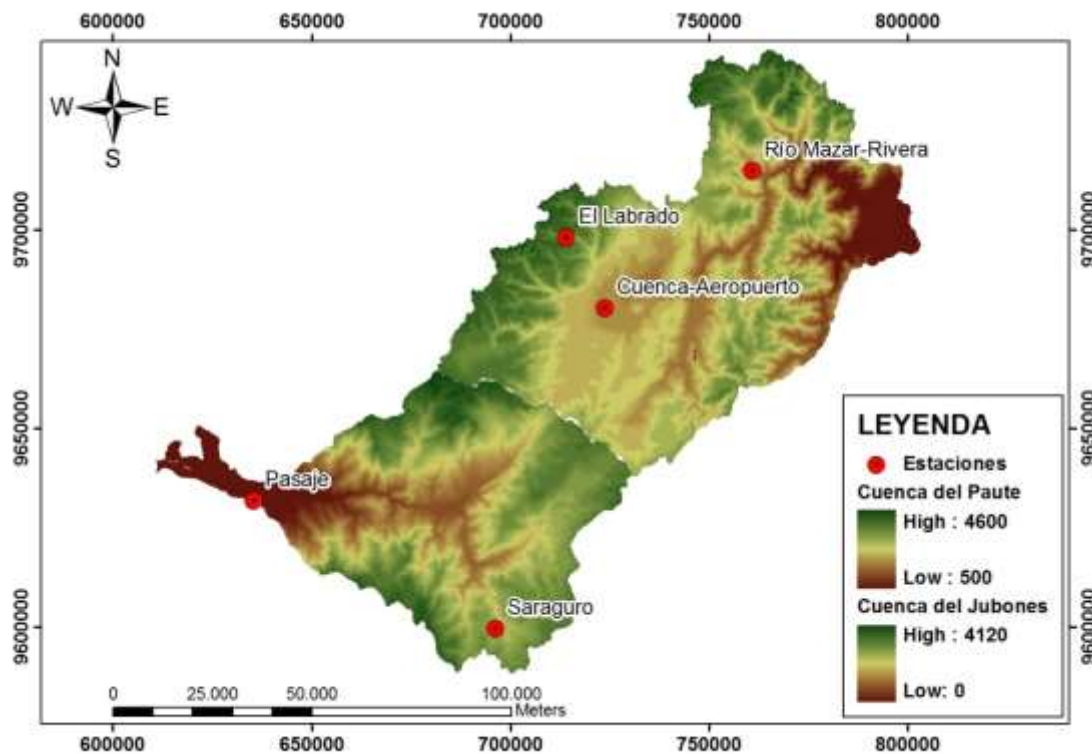
Para el caso de la cuenca del Jubones se seleccionó dos estaciones con características climáticas distintas. Según Ochoa-Sánchez (2013) los regímenes de precipitación que se observan en la cuenca del Jubones son similares, esto ocurre especialmente en la región sierra. En su estudio la estación Saraguro es considerada como representativa para esta zona y para la región costa considera la estación Pasaje como representativa.

En la tabla 6 se exponen las estaciones seleccionadas en ambas cuencas y en la figura 6 se observa su ubicación dentro de las cuencas en estudio.

Tabla 6. Estaciones seleccionada.

NOMBRE DE LA ESTACIÓN	CÓDIGO	REGÍMEN	COORDENADAS		ALTURA (msnm)
			X (°)	Y (°)	
CUENCA DEL PAUTE					
Cuenca-Aeropuerto	M067	BM1	-78,98333	-2,88666	2516
El Labrado	M141	BM2	-79,0080	-2,7327	3260
Río Mazar-Rivera	M410	UM2	-78,6500	-2,5736	2450
CUENCA DEL JUBONES					
Pasaje	M040	COSTA (UM)	-79,7819	-3,3297	40
Saraguro	M142	SIERRA (BM)	-79,2322	-3,6205	2525

Figura 6. Ubicación de las estaciones seleccionadas.



Fuente: Instituto Geográfico Militar, escala 1:250000
Elaboración propia

3.3. PRE-PROCESAMIENTO DE LA INFORMACIÓN

Según Gudmundsson et al 2012, la información que se obtiene de modelos regionales de clima generalmente se encuentra sesgada. En nuestro estudio, realizando una comparación entre datos modelados y observados en el periodo de 1991 a 1999, podemos encontrar que los datos modelados difieren a las observaciones. Esto nos indica que el modelo no está siendo preciso al momento de pronosticar el comportamiento de las variables climáticas. Por lo tanto necesitan una corrección con el fin de obtener que la distribución de los datos modelados se ajuste de mejor manera a las observaciones.

Para lograr este objetivo Gudmundsson empleó la técnica denominada Quantile Mapping. En nuestro estudio la aplicación de esta técnica durante un periodo base nos permitirá obtener parámetros para ajustar la distribución de los datos modelados del futuro.

Una vez obtenidos los resultados de la corrección efectuada se procederá a analizarlos mediante indicadores estadísticos (eficiencia de Nash-sutcliffe,

coeficiente de determinación y error cuadrático medio) para conocer el nivel de mejora obtenido con la aplicación de estas técnicas. A continuación se detalla el método y cómo se desarrollará la evaluación de sus resultados.

3.3.1. MAPEO DE CUANTILES (QUANTILE MAPPING)

Quantile Mapping nos permite encontrar una función que luego de ser aplicada a los datos obtenidos con downscaling, genere una corrección de su distribución haciéndola semejante a la de los datos observados (Gudmundsson et al. 2012). Se puede expresar mediante la siguiente ecuación:

$$V_o = h(V_m)$$

Donde,

V_o = variable observada.

h = Función para arreglo de la distribución.

V_m = variable modelada.

Gudmundsson et al. (2012) nos presenta tres enfoques para realizar Quantile Mapping estos son: Función de Transformación Paramétrica (PTF), transformaciones no paramétricas y distribuciones derivadas de transformaciones (DIST). Cada uno contiene diversas formas de aplicación. En nuestro estudio se emplea el método PTF (Función de Transformación Paramétrica), el cual se lo puede aplicar de 6 formas distintas, las mismas que se exponen a continuación junto con su fórmula:

- Power:

$$V_o = b (V_m)^c$$

- Power.x0:

$$V_o = b(V_m - x_0)^c$$

- Linear:

$$V_o = a + b \cdot V_m$$

- Expasympt (Tendencia exponencial a una asíntota):

$$V_o = (a + b \cdot V_m) \cdot (1 - \exp(-V_m/\tau))$$

- Expasympt.x0 (Tendencia exponencial a una asíntota):

$$V_o = (a + b \cdot V_m) \cdot (1 - \exp(-(V_m - x_0)/\tau))$$

- Scale:

$$V_o = b \cdot V_m$$

Donde,

a, b, c, x y τ = parámetros que son sometidos a calibración.

V_o = variable observada.

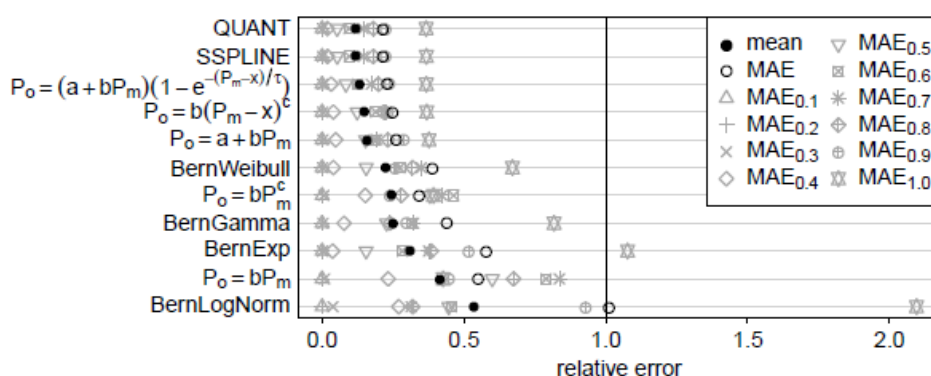
V_m = variable modelada.

Una vez calculados estos parámetros mediante datos observados y modelados se podrá aplicar a toda la serie temporal del futuro mediante la fórmula seleccionada.

El método PTF ha mostrado buenos resultados en estudios como el de Gudmundsson et al. (2012), en el cual se realizó una comparación de todos los métodos. En este estudio se llegó a concluir que los mejores métodos de Quantile Mapping son las transformaciones no paramétricas seguidas de los métodos PTF. En la figura 7 se expone esta comparación. Se puede ver en este gráfico que no existe mucha diferencia entre el método paramétrico y el no-paramétrico.

Tomando en consideración lo anterior, y teniendo en cuenta que el enfoque PTF presenta una mayor facilidad para aplicarlo en toda la serie de predicciones del futuro, se llegó a decidir su utilización en el proyecto.

Figura 7. Resultados de la comparación de métodos de Quantile Mapping en el estudio de Gudmundsson et al. (2012).



Tomado de: Gudmundsson et al. (2012)

3.3.2. APLICACIÓN DE QUANTILE MAPPING

El Quantile Mapping es el paso inicial para el desarrollo del estudio. Para aplicar esta técnica es necesario tener instalado el programa R en nuestro

ordenador. R es un software libre desarrollado para cálculos estadísticos y gráficos. Se lo puede descargar desde su página web www.r-project.org. Instalado este programa en nuestra computadora debemos proceder a descargar la librería “qmap”.

Una vez cumplidos estos pasos, se procede a alimentar al programa con datos de precipitación y temperatura. Estos deben ser observaciones y datos modelados durante el periodo 1991 a 1999 en una misma cantidad de datos. Posteriormente mediante scripts se corre el quantile mapping obteniendo diferentes resultados al aplicar los distintos métodos.

Finalmente con los datos obtenidos se procede a comparar los métodos a través de indicadores estadísticos que se detallan a continuación. Con los resultados de esta comparación se elegirá el método que mejor desempeño obtenga. Posteriormente se lo aplicará a las predicciones comprendidas desde el año 2001 al 2050.

3.4. INDICADORES ESTADÍSTICOS PARA COMPARACIÓN DE MÉTODOS DE QUANTILE MAPPING

Para evaluar los resultados y definir cuál método ofrece una mejor corrección de los datos modelados se empleará los siguientes indicadores estadísticos:

3.4.1. COEFICIENTE DE EFICIENCIA DE NASH-SUTCLIFFE

El coeficiente de eficiencia de Nash Sutcliffe (E) es empleado para analizar la capacidad de predicción que tienen los modelos hidrológicos. Se define como: “uno menos la suma de las diferencias al cuadrado absolutas entre los valores pronosticados y los observados normalizados por la varianza de los valores observados durante el período objeto de investigación”. Se puede calcular mediante la siguiente fórmula:

$$E = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (O_i - P_i)^2}{\sum_{i=1}^n (O_i - O_{med})^2}$$

Donde,

P: valores pronosticados

O: valores observados

Omed: media de las observaciones

Los valores que se pueden obtener con el cálculo del coeficiente de eficiencia de Nash-Sutcliffe pueden ir desde menos infinito hasta 1. Una eficiencia de 1 indica una similitud perfecta de los resultados modelados con los datos observados. Es decir, que los resultados que más se acerquen a uno pertenecerán a los modelos más precisos. Mientras que una eficiencia de 0 indica que la precisión de los datos modelados es semejante a la media de los

datos observados. Por otro lado, si el resultado es menor a cero quiere decir que la media de los datos observados entrega predicciones mejores que las de datos modelados (Zambrano, 2014)

3.4.2. COEFICIENTE DE DETERMINACIÓN

El coeficiente de determinación (R^2), constituye el cuadrado del coeficiente de correlación de Pearson (γ_{xy}). Nos indica el porcentaje de ajuste logrado con el modelo, es decir la proporción de la variable dependiente (valores observados) que puede ser explicada mediante la variable independiente (valores modelados). Para el caso de nuestro estudio, a mayor porcentaje mejor habilidad del modelo para predecir precipitación y temperatura en la zona.

$$R^2 = \gamma_{xy}^2 = \left(\frac{Cov(O, P)}{\sqrt{Var(O)} \times \sqrt{Var(P)}} \right)^2$$

Donde,

O: Observaciones

P: Valores pronosticados

3.4.3. ERROR CUADRÁTICO MEDIO

El error cuadrático medio (MSE) mide el promedio de los errores al cuadrado. El error corresponde al valor de la diferencia entre los pronósticos de los modelos y los valores de las observaciones.

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (O_{xi} - P_{xi})^2$$

Donde,

O: Observaciones

P: Valores pronosticados

3.5. PROCESAMIENTO DE LA INFORMACIÓN

3.5.1. MÉTODOS PARA IDENTIFICAR CAMBIO CLIMÁTICO

Una vez corregidos los valores de toda la serie de datos comprendida entre los años 2001 al 2050, se procede a analizar la información. En primera instancia se aplica el método Delta con el fin de captar la posible variación del clima futuro debida al cambio climático, este método permite excluir de toda la serie del futuro el error detectado en el periodo base. Posteriormente se realiza un análisis de la estacionalidad, luego se analiza las anomalías climáticas y finalmente la variabilidad climática que se podrá producir en la zona.

Mencionadas actividades se describen a continuación.

3.5.1.1. MÉTODO DELTA

El método Delta ha sido ampliamente utilizado en estudios de predicciones climáticas (Exbrayat, J-F. et al. 2014; Mora et al. 2014). Es empleado para generar escenarios climáticos futuros mediante la adición de la diferencia entre valores simulados en el presente y en el futuro, a las observaciones del presente. Se lo expresa de las siguientes formas:

Para precipitación:

$$\Delta P = \frac{Pm_f - Pm_p}{Pm_p}$$

$$P_f = P_{o_p} \times (1 + \Delta P)$$

Para temperatura:

$$\Delta T = Tm_f - Tm_p$$

$$T_f = T_{o_p} + \Delta T$$

Donde,

ΔP y ΔT : son el cambio de la precipitación y la temperatura,

Pm_f y Tm_f = Precipitación y temperatura modelada futura

Pm_p y Tm_p = Precipitación y temperatura modelada presente

P_f y T_f = Precipitación y temperatura futura

P_{o_p} y T_{o_p} = Precipitación y temperatura observada presente.

En nuestro estudio los resultados de ΔP y ΔT son empleados para el análisis anomalías, la precipitación se expresa mediante porcentajes de incremento o disminución en la cantidad de lluvia, mientras que la temperatura mediante cantidad de grados centígrados de cambio.

La precipitación final expresada en milímetros de lluvia y la temperatura final en grados centígrados, son empleados para los análisis de estacionalidad y variabilidad.

3.5.1.2. ANÁLISIS DE ESTACIONALIDAD.

Para el análisis de estacionalidad se emplean gráficos de barras de medias

mensuales multianuales. Cada gráfico contiene pronósticos de los dos métodos de downscaling, pronósticos del GCM y observaciones. Debido a que se realiza una evaluación cualitativa de la estacionalidad se divide al periodo total en dos sub-periodos de veinticinco años cada uno.

En esta sección es necesario tener en cuenta los regímenes climáticos identificados en las cuencas del Paute y del Jubones. Los cuales podrán ser vistos en las barras de observaciones.

Lo que trata este análisis será examinar la habilidad de los modelos para capturar adecuadamente las temporadas lluviosas y secas en sus pronósticos. Además se espera poder gráficamente observar algunas características de los métodos de reducción de escala.

3.5.1.3. ANÁLISIS DE ANOMALÍAS CLIMÁTICAS

Para este análisis se emplean gráficos de barras, en los cuales se representan los incrementos y disminuciones de la cantidad de precipitación y temperatura para cada mes en relación a los datos del periodo base. Estos incrementos se obtienen mediante el método Delta.

El periodo total de 50 años se lo divide en cinco sub-periodos de 10 años cada uno, y se elabora un gráfico individual para cada método de reducción de escala. Se comparan los periodos para conocer en qué mes habrá mayor incremento o disminución; y se compara también los métodos de downscaling.

3.5.1.4. ANÁLISIS DE VARIABILIDAD CLIMÁTICA

Para realizar el análisis de variabilidad se construyen diagramas de cajas (box-plots). Cada gráfico contiene datos de observaciones y dos periodos futuros de 25 años cada uno, considerando que dividiendo el periodo total en dos sub-periodos pueden ser más evidentes los cambios en variabilidad.

En estos diagramas se puede representar los valores máximos y mínimos, y los cuartiles 1,2 y 3. El cuartil 1 es el valor mayor que el 25% de los valores de la distribución; el cuartil 2 o también llamado mediana, es el valor de la variable que ocupa el lugar central en un conjunto de datos ordenados; y el cuartil 3 que es el valor que sobrepasa al 75% de los valores de la distribución.

Estos gráficos nos permitirán realizar comparaciones entre periodos, meses, estaciones, y métodos de downscaling, para conocer cual presenta mayor variabilidad. Además, los diagramas de cajas son útiles para realizar análisis sobre la simetría y dispersión de los datos.

4. CAPÍTULO 4

RESULTADOS

4.1. PRE-PROCESAMIENTO DE LA INFORMACIÓN

La calidad de los resultados que los métodos de downscaling entreguen, será importante al momento de analizar los posibles efectos del cambio climático en el futuro. Por tal razón es necesario analizar los resultados para determinar qué tan precisos están siendo los modelos.

La mayor cercanía de las predicciones hacia las observaciones indicaría la mayor precisión del modelo. Se debe considerar entonces que la precisión puede ser estudiada únicamente en los periodos que se disponga de información de observaciones, es decir, para precipitación desde el año 1991 hasta 1999, y para temperatura desde 1991 a 1999 y del 2001 al 2005.

En nuestro estudio, el análisis comparativo de los resultados obtenidos de downscaling y las observaciones durante el periodo de validación, puso en evidencia el grado de habilidad de la reducción de escala para generar predicciones climáticas. Lo ideal de estos resultados sería que los datos modelados lleguen a ser semejantes a los datos observados, representando una total eficiencia del modelo. Pero esto no es posible debido a las diversas fuentes de incertidumbre.

Las diferencias existentes entre resultados se las puede apreciar en las Figuras 8 y 9, para precipitación y temperatura respectivamente. En la tabla 7 también podremos observar los resultados de indicadores estadísticos calculados para datos obtenidos directamente de downscaling y observaciones.

4.1.1. ANÁLISIS SOBRE DATOS DE PRECIPITACIÓN EN EL PERIODO 1991-1999

Tabla 7. Indicadores estadísticos calculados empleando resultados directos de los métodos de downscaling y observaciones en el periodo 1991-1999 para la variable de precipitación.

DOWNSCALING DINÁMICO					
Indicadores	M040	M067	M141	M142	M410
MSE	22956.4104	5899.714268	7528.920955	3394.420146	4479.204415
E	-1.5271573	-1.5366015	-1.9475138	-0.5956476	-0.3629281
R ²	0.395876	0.174448	0.029565	0.147000	0.180490
DOWNSCALING ESTADÍSTICO					
MSE	7538.4601	1703.7674	2473.5577	1640.0276	2659.3719
E	0.170128	0.267460	0.031621	0.229056	0.190809
R ²	0.2624426	0.364476	0.1191853	0.3334124	0.2029107



Donde,

MSE: Error cuadrático medio (MSE)

E: Coeficiente de Eficiencia de Nash-Sutcliffe

R²: Coeficiente de determinación

Los resultados presentados en ambas tablas nos muestran las diferencias entre los datos del downscaling y las observaciones. En el caso del Error Cuadrático Medio, que mide el promedio de los errores elevados al cuadrado y siendo su valor óptimo cero, se puede observar valores altos. Esto nos indica que los modelos no están siendo precisos al generar los valores de precipitación. En las tablas también se puede distinguir que el método dinámico produce mayor error que el método estadístico, lo cual se puede deber a que el downscaling dinámico estaría sobre-estimando los valores extremos (Gualan 2013, Ochoa-Sanchez et al. 2014), particularidad que no sucede con el método estadístico.

Por otro lado, en el caso del coeficiente de eficiencia de Nash-Sutcliffe podemos observar que para el downscaling dinámico todos los valores se encuentran por debajo de cero. Esto quiere decir que la eficiencia del modelo no es buena, constituyendo un mejor predictor la media de los datos observados. Esto a diferencia de los resultados del método estadístico donde se obtienen valores superiores a cero, lo cual nos muestra una mejor bondad de ésta técnica en la predicción de resultados comparado con la técnica dinámica.

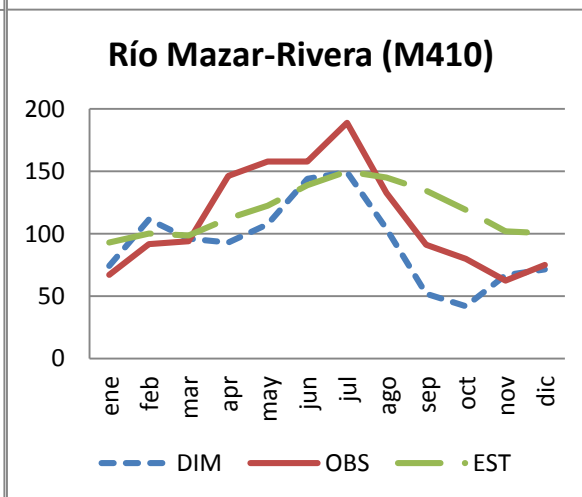
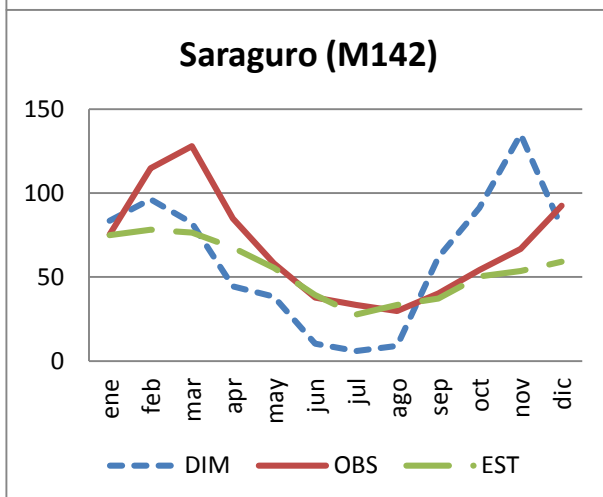
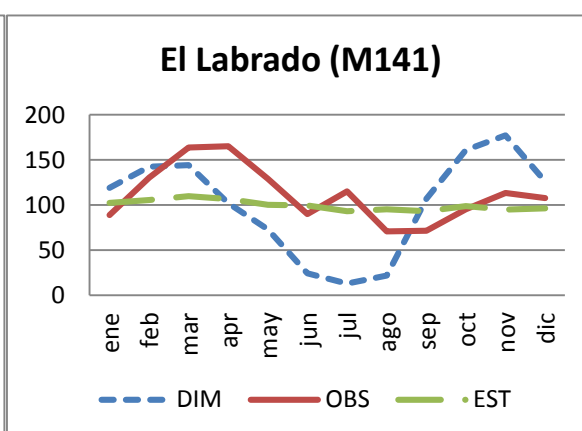
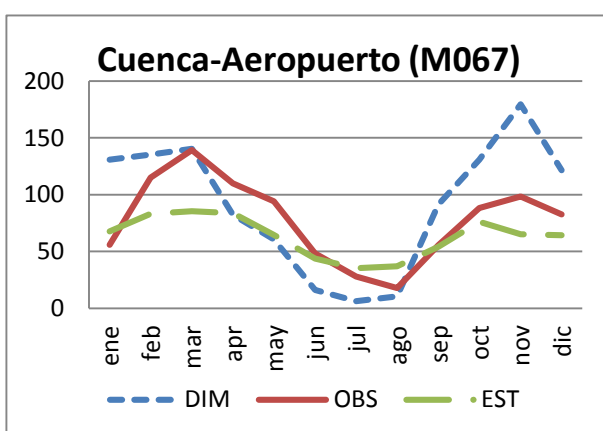
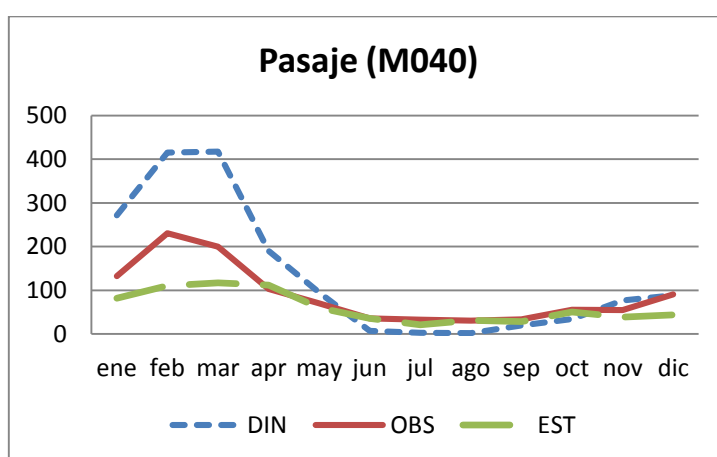
Finalmente mediante el coeficiente de determinación (R^2), donde el resultado óptimo es 100%, podemos observar que ninguno de los resultados sobrepasa el 40%. Se distingue también que los valores obtenidos con el downscaling estadístico son mayores y por lo tanto mejores que los resultados obtenidos con el método dinámico, a excepción de la estación Pasaje (M040) donde el mejor resultado le pertenece al downscaling dinámico.

En la Fig. 8 también podremos observar las diferencias entre los resultados obtenidos para la variable de precipitación en el periodo 1991-1999, empleando medias mensuales multianuales.

Los resultados expuestos en las tablas anteriores y la inspección visual realizada a los gráficos obtenidos, nos permite identificar que existe una supremacía del método estadístico sobre el dinámico en el periodo de validación. Sin embargo, los resultados de ambas técnicas presentan valores de errores altos, baja eficiencia y baja determinación. Por lo tanto, tomando en

consideración los resultados obtenidos, se cree necesario emplear una técnica de transformación estadística para intentar mejorar mencionados resultados. Esto permitirá corregir el periodo de validación y generar patrones que serán empleados en la corrección de un periodo futuro. Mencionado proceso será analizado a continuación en la sección 1.3.

Figura 8. Comparación entre observaciones y resultados de downscaling en el periodo 1991-1999, empleando medias mensuales multianuales de precipitación.



Donde,

DIM: Downscaling dinámico

OBS: Observaciones

EST: Downscaling estadístico

4.1.2. ANÁLISIS SOBRE DATOS DE TEMPERATURA EN EL PERIODO 1991-1999

Para el caso de la temperatura tal como sucede con la precipitación, los valores modelados difieren a las observaciones (ver Fig. 9). Se utilizan los mismos indicadores estadísticos empleados anteriormente en el análisis de la precipitación, con el fin de estudiar las diferencias existentes entre datos modelados y observados. Estos valores son presentados en la tabla 8.

Tabla 8. Indicadores estadísticos calculados empleando resultados directos de los métodos de downscaling y observaciones para la variable de temperatura en el periodo 1991-1999.

DOWNSCALING DINÁMICO		
Indicadores	M067	M142
MSE	79.08592125	18.06706512
E	-96.45868889	-25.06410053
R ²	0.52783	0.18322
DOWNSCALING ESTADÍSTICO		
MSE	5.625187963	5.278412037
E	-5.931997946	-6.61479859
R ²	0.74708993	0.340689019

Donde,

MSE: Error cuadrático medio (MSE)

E: Coeficiente de Eficiencia de Nash-Sutcliffe

R²: Coeficiente de determinación

Si observamos la Fig. 8 y 9 veremos que en el caso de la temperatura la diferencia entre lo modelado y observado es de unos 10 grados centígrados. En cambio con la precipitación ocurre algo distinto, la diferencia puede ser hasta cientos de milímetros de lluvia. Esto concuerda con lo expuesto por Fowler (2007), que nos dice que la incertidumbre de las proyecciones de

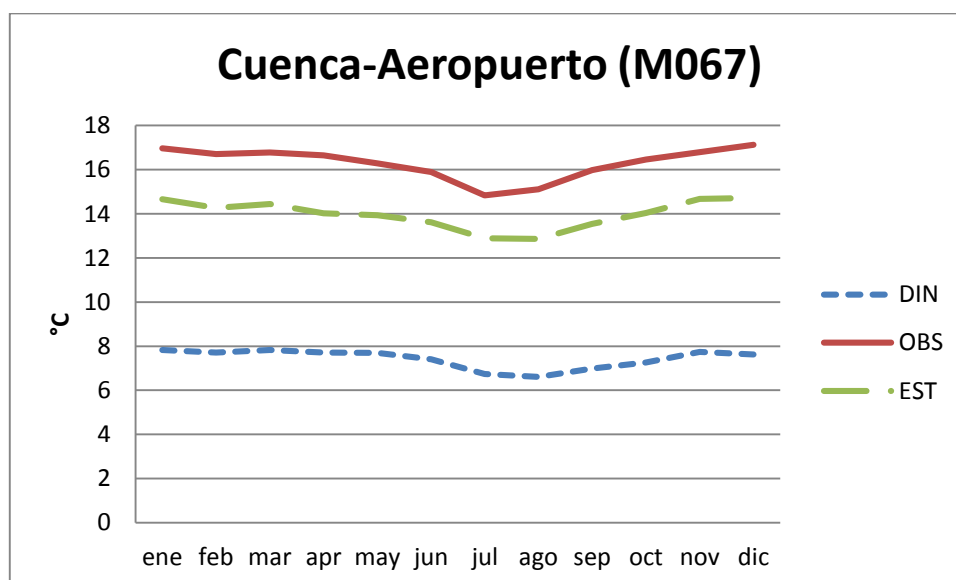
temperatura es menor que la de proyecciones de precipitación (Fowler et al 2007).

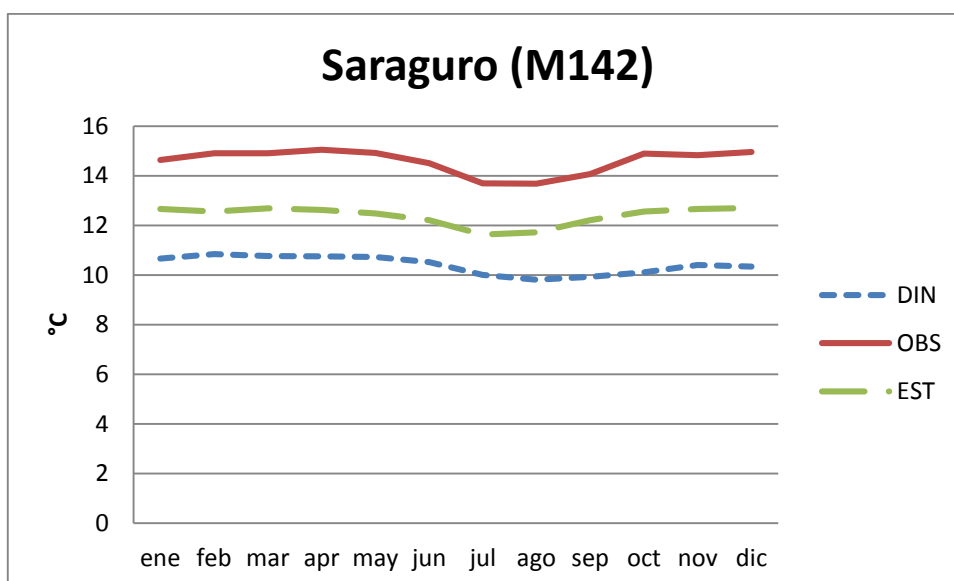
A pesar de observar en la temperatura un decremento de los valores de MSE (Mean Squared Error) a valores realmente bajos, el coeficiente de eficiencia de Nash-Sutcliffe registra valores menores a cero. Esto quiere decir que ninguno de los modelos está siendo eficaz al momento de predecir los resultados de la variable temperatura, siendo un mejor predictor la media de las observaciones.

En el caso del coeficiente de determinación se observan mejores resultados para la estación Cuenca-Aeropuerto (M067). Este alcanza un porcentaje de correlación respecto a los valores observados del 74.7% en el método estadístico y 52.7% en el método dinámico. En el caso de la estación M142 la cantidad de correlación es menor, 18% para el dinámico y 34% para el estadístico. Por consiguiente, teniendo en consideración que el porcentaje óptimo es el 100%, podemos decir que el método dinámico al proyectar resultados de la variable de temperatura obtiene menor correlación respecto a las observaciones que el método estadístico.

En la siguiente figura también se puede observar las diferencias existentes entre los datos modelados y las observaciones en el periodo 1991-1999 en las dos estaciones estudiadas.

Figura 9. Comparación entre observaciones y resultados de downscaling estadístico y dinámico, empleando medias mensuales multianuales de temperatura.





Donde,

DIN: Downscaling dinámico

OBS: Observaciones

EST: Downscaling estadístico

Debido a las diferencias entre valores observados y modelados para las dos técnicas, se ha procedido a corregir errores sistemáticos mediante la técnica de Mapeo de Cuantiles (Quantile Mapping) (Gudmundson, 2012). Esta técnica se aplicará al periodo 1991-1999 para obtener los parámetros que permitan ajustar la distribución de datos del futuro que se emplean en nuestro estudio.

4.1.3. QUANTILE MAPPING

Como se expuso en el capítulo de Materiales y Métodos, existen varios métodos para aplicar Quantile Mapping. En esta sección se analiza cada uno de ellos en el periodo de validación para encontrar cuál de los métodos es el mejor y aplicar sus parámetros de corrección a la serie de datos del futuro. Se analizará también las modificaciones a sus criterios de optimización para cada método. Estos pueden ser “RSS” que reduce la suma residual de cuadrados y produce un ajuste de mínimos cuadrados, y “MAE” que reduce el error absoluto medio, el cual es menos sensible a valores atípicos (Gudmundson, 2012).

4.1.3.1. ANÁLISIS DE LA APLICACIÓN DE QUANTILE MAPPING SOBRE DATOS DE PRECIPITACIÓN EN EL PERIODO 1991-1999

Una vez aplicado quantile mapping para analizar la corrección de los datos y

poder compararlos con los datos originales de downscaling, se calculó los mismos indicadores estadísticos empleados en el análisis anterior. Estos se los puede revisar en las siguientes tablas.

Error Cuadrático Medio

Tabla 9. Error cuadrático medio en resultados de downscaling dinámico, comparando datos corregidos y sin corregir (MSE corregido / MSE sin corregir) para la variable de precipitación.

Método PTF	M040	M067	M141	M142	M410
expasympt MAE	0.28499073	0.45054532	0.58559406	0.76831882	0.77640681
expasympt RSS	0.2945392	0.4579671	0.57719967	0.7892286	0.7777053
exp.x0 RSS	0.29018748	0.44776704	0.560557	0.76533061	0.78661964
exp.x0 MAE	0.27877201	0.44533592	0.56673669	0.73885207	0.81554918
power RSS	0.30722485	0.46550575	0.62701952	0.80986139	0.78061241
power MAE	0.30298973	0.44346599	0.64039476	0.82154121	0.83237374
power.x0 RSS	0.99956627	0.99938361	1	1	0.80492748
power.x0 MAE	1	0.99938361	1	1.01380788	0.83909461
Linear RSS	0.29158579	0.45422307	0.55838282	0.7656196	0.80717918
Linear MAE	0.2842258	0.44658905	0.56073297	0.74434163	0.89839532
scale RSS	0.3302133	0.60622099	0.92481535	0.96322665	1.05477819
scale MAE	0.33291866	0.66714897	0.97360869	1.01360288	1.18033998

Como se pudo observar en la Tabla 9 fue posible conseguir una reducción de MSE de más del 70% en la primera estación. Mientras que en las demás estaciones, el error disminuye en más del 55%, 43%, 26% y 22% respectivamente. Por consiguiente, se justifica el uso de quantile mapping en datos del futuro. Sin embargo, podemos apreciar que hay métodos que incrementan el error (valores en rojo), por lo tanto, será necesario seleccionar los mejores métodos. Esta selección se basará también en los resultados que se obtengan al calcular los demás indicadores estadísticos.

Tabla 10. Disminución de error cuadrático medio en resultados de downscaling estadístico, comparando datos corregidos y sin corregir (MSE corregido / MSE sin corregir) para la variable de precipitación.

Método PTF	M040	M067	M141	M142	M410
expasympt MAE	1.20749847	1.11205144	1.3175567	1.00789285	1.25863742
expasympt RSS	1.14394834	1.0720025	1.3197806	1.06379166	1.32612633
exp.x0 RSS	1.14734469	1.0720025	1.3521826	1.05636433	1.32612633
exp.x0 MAE	1.19634529	1.0845411	1.3113177	0.98245119	1.24413539
power RSS	1.13647617	1.04925161	0.9890429	1.08218473	1.34957247
power MAE	1.23842566	1.19195904	0.9309624	1.0203048	1.25473474

power.x0 RSS	1.13583466	1.07400787	1.2129414	1.06933424	1.07687057
power.x0 MAE	1.20117062	1.16841118	0.9051121	1.00892043	1.18570289
Linear RSS	1.07986988	1.0720025	1.3521826	0.99864466	1.32612633
Linear MAE	1.01760358	1.08453759	1.3033053	0.98371324	1.17814496
scale RSS	0.98270523	0.89394982	0.9322873	0.89211939	1.00092082
scale MAE	0.91117538	0.90904399	0.9294455	0.87002406	0.99705744

A diferencia de lo que sucede con el downscaling dinámico la corrección obtenida del método estadístico es mínima. En este caso se tuvo que colorear de verde a los resultados que presentan una disminución del error, el resto de datos muestran un incremento del MSE. En general, la mejor disminución registrada lo efectúa el método “scale”, que es el método más sencillo, a excepción de la estación M141 donde el método “power.x0” obtiene un mejor resultado.

En la primera estación se logra disminuir algo más del 8%, en la segunda y tercera al rededor del 9%, en la cuarta se obtiene el mejor resultado que es del 13%, y en la quinta la disminución es mínima con un valor menor al 1%. Por lo tanto, se deberá analizar los demás indicadores y gráficos para poder decidir si es viable o no aplicar los parámetros de corrección a los datos del futuro obtenidos con downscaling estadístico.

Coeficiente de Eficiencia de Nash-Sutcliffe

Tabla 11. Coeficiente de eficiencia de Nash-Sutcliffe en resultados de corrección de downscaling dinámico empleando datos de precipitación.

Método PTF	M040	M067	M141	M142	M410
expasympt MAE	0.2797835	-0.14285398	-0.72604659	-0.22596612	-0.0581866
expasympt RSS	0.2556530	-0.16168007	-0.701304	-0.25933077	-0.0599564
exp.x0 RSS	0.2666505	-0.13580658	-0.65224951	-0.22119799	-0.0721060
exp.x0 MAE	0.2954992	-0.1296398	-0.67046421	-0.17894757	-0.1115349
power RSS	0.2235944	-0.18080262	-0.84814871	-0.29225344	-0.0639186
power MAE	0.2342972	-0.12489653	-0.8875724	-0.31089032	-0.1344655
power.x0 RSS	-1.5260612	-1.53503804	-1.94751382	-0.59564766	-0.097058
power.x0 MAE	-1.5271573	-1.53503804	-1.94751382	-0.61768018	-0.1436256
Linear RSS	0.2631168	-0.15218295	-0.64584107	-0.22165913	-0.100127
Linear MAE	0.2817166	-0.13281848	-0.65276817	-0.18770698	-0.2244482
scale RSS	0.1654990	-0.53774111	-1.72590602	-0.53697035	-0.4375868
scale MAE	0.1586621	-0.69229113	-1.86972508	-0.61735307	-0.6087185

Comparando los resultados de la tabla 7 y 11 podemos ver que el coeficiente de eficiencia de Nash-Sutcliffe incrementa al aplicar la corrección. Esto es bueno pues mientras los valores más se acerquen a uno, significa que más

eficiente es el modelo. La mejoría es notable, sin embargo, para la mayoría de estaciones muchos valores se encuentran bajo cero. Apenas una estación presenta resultados superiores a cero. Esto no es bueno pues representa que la media de las observaciones es mejor predictor que el modelo. A continuación en la tabla 12 se exponen los mejores métodos y los resultados obtenidos con ellos.

Tabla 12. Comparación de resultados del coeficiente de eficiencia de Nash-Sutcliffe (E) en datos de precipitación de downscaling dinámico.

ESTACIÓN	E SIN CORRECCIÓN	E CON CORRECCIÓN	MÉTODO
M040	-1.527157369	0.29549925	Expasympt.x0 MAE
M067	-1.536601562	-0.12489653	Power MAE
M141	-1.947513824	-0.64584107	Linear RSS
M142	-0.595647661	-0.17894757	Expasympt.x0 MAE
M410	-0.362928123	-0.05818667	Expasympt MAE

Tabla 13. Coeficiente de eficiencia de Nash-Sutcliffe en resultados de corrección de downscaling estadístico empleando datos de precipitación.

Método PTF	M040	M067	M141	M142	M410
expasympt MAE	-0.002068	0.1853773	-0.2758937	0.2229715	-0.018478
expasympt RSS	0.050669	0.2147148	-0.2780473	0.1798766	-0.073089
exp.x0 RSS	0.047851	0.2147148	-0.3094247	0.1856027	-0.073089
exp.x0 MAE	0.0071869	0.2055297	-0.2698520	0.2425855	-0.006743
power RSS	0.0568706	0.2313807	0.0422319	0.1656966	-0.092062
power MAE	-0.027734	0.1268418	0.0984759	0.2134025	-0.015320
power.x0 RSS	0.0574029	0.2132458	-0.1745865	0.1756036	0.128605
power.x0 MAE	0.0031825	0.1440915	0.1235087	0.222179	0.040539
Linear RSS	0.1038465	0.2147148	-0.3094247	0.2301013	-0.073089
Linear MAE	0.1555195	0.2055323	-0.262093	0.2416126	0.046655
scale RSS	0.1844807	0.3451456	0.0971928	0.3122263	0.190063
scale MAE	0.2438413	0.3340885	0.0999448	0.3292605	0.1931898

En el caso de la corrección del downscaling estadístico podemos ver que varios métodos entregan valores superiores a cero. Esto significa que los datos modelados entregan una mejor predicción que la media de los datos observados. Comparando los datos de la tabla 7 y 13 podemos notar un incremento de los valores del coeficiente de eficiencia de Nash-Sutcliffe. Por lo tanto, podemos decir que el quantile mapping incrementó la eficiencia del modelo.

Los resultados obtenidos de este indicador, justifica la utilización de los parámetros de corrección en los datos futuros, pero debemos considerar que la

mejoría mostrada no es tan grande. En la tabla 14 se exponen los mejores métodos y los resultados obtenidos con ellos.

Tabla 14. Comparación de resultados del coeficiente de eficiencia de Nash-Sutcliffe en datos de precipitación de downscaling estadístico.

ESTACIÓN	NSE SIN CORRECCIÓN	NSE CON CORRECCIÓN	MÉTODO
M040	0.170128	0.243841351	Scale MAE
M067	0.267460	0.345145606	Scale RSS
M141	0.031621	0.123508797	Power.x0 MAE
M142	0.229056	0.329260562	Scale MAE
M410	0.190809	0.193189896	Scale MAE

Coeficiente de Determinación.

El coeficiente de determinación es el cuadrado del coeficiente de correlación lineal de Pearson, por lo tanto, en nuestro estudio este indicador mide la relación lineal entre los valores observados y los modelados. A continuación en la tabla 15 se exponen los resultados de este análisis.

Tabla 15. Coeficiente de determinación R^2 en resultados de corrección de downscaling dinámico.

Método PTF	M040	M067	M141	M142	M410
expasympt MAE	0.40134	0.183025	0.02907	0.144627	0.20264
expasympt RSS	0.40056	0.182979	0.029527	0.144781	0.20115
exp.x0 RSS	0.39697	0.184279	0.029371	0.146446	0.18289
exp.x0 MAE	0.39776	0.184804	0.029362	0.147262	0.19299
power RSS	0.40808	0.195385	0.024545	0.158728	0.18875
power MAE	0.40893	0.197141	0.025139	0.157460	0.18791
power.x0 RSS	0.39585	0.174443	0.029565	0.147	0.19054
power.x0 MAE	0.39587	0.174443	0.029565	0.147	0.19050
Linear RSS	0.39587	0.174448	0.029565	0.147	0.18049
Linear MAE	0.39587	0.174448	0.029565	0.147	0.18049
scale RSS	0.39587	0.174448	0.029565	0.147	0.18049
scale MAE	0.39587	0.174448	0.029565	0.147	0.18049

Existe una leve mejoría de este indicador al aplicar la corrección. Sin embargo esta es casi imperceptible. En la tabla 16 se exponen los mejores métodos y los resultados obtenidos con ellos. En esta tabla claramente se puede apreciar la mínima mejoría existente, inclusive en la estación M141 ni siquiera existe mejoría, el valor se mantiene igual con corrección y sin corrección.

Tabla 16. Comparación de resultados del coeficiente de determinación en datos de precipitación de downscaling dinámico.

ESTACIÓN	R ² SIN CORRECCIÓN	R ² CON CORRECCIÓN	MÉTODO
M040	0.395876	0.408934	Power MAE
M067	0.174448	0.197141	Power MAE
M141	0.029565	0.029565	Power.x0, Linear y Scale
M142	0.147000	0.158728	Power RSS
M410	0.180490	0.202645	Expasympt MAE

Los resultados entregados por este indicador no proporcionan una justificación para la utilización de Quantile Mapping. Sin embargo, se debería analizar visualmente los resultados para verificar si la corrección tiene efectos positivos en el arreglo de la distribución de la lluvia durante el periodo de validación.

Tabla 17. Coeficiente de determinación R² en resultados de corrección de downscaling estadístico.

Método PTF	M040	M067	M141	M142	M410
expasympt MAE	0.2673588	0.3606907	0.13427577	0.35636743	0.2037786
expasympt RSS	0.2762867	0.36433108	0.13385244	0.35655996	0.2049544
exp.x0 RSS	0.2770007	0.36433108	0.1207923	0.35635196	0.2049544
exp.x0 MAE	0.2768443	0.36419846	0.13249955	0.35566769	0.2044725
power RSS	0.267819	0.34956784	0.14494661	0.35685073	0.2023630
power MAE	0.2644331	0.34071564	0.13939015	0.35652584	0.2032118
power.x0 RSS	0.2677361	0.35707696	0.14978112	0.3569225	0.2056502
power.x0 MAE	0.2606543	0.35435307	0.13294927	0.35648527	0.2039937
Linear RSS	0.2672519	0.36433108	0.1207923	0.33854465	0.2049544
Linear MAE	0.2667752	0.36419846	0.12111936	0.34350504	0.2056363
scale RSS	0.2623648	0.36667027	0.10090281	0.33095739	0.2003816
scale MAE	0.2623648	0.36667027	0.10090281	0.33095739	0.2003816

En el caso del downscaling estadístico, sucede lo mismo que aconteció con la corrección del método dinámico. La diferencia de los valores sin corrección con los corregidos es apenas apreciable. Sin embargo, por más pequeña que sea esta diferencia, se debe notar que si existe una mejoría. En la tabla 18 podremos ver la diferencia y los métodos que mejor resultados presentaron.

Tabla 18. Comparación de resultados del coeficiente de determinación en datos de precipitación de downscaling estadístico.

ESTACIÓN	R ² SIN CORRECCIÓN	R ² CON CORRECCIÓN	MÉTODO
M040	0.262442635	0.267819	Power RSS

M067	0.36447686	0.36667027	Sacale
M141	0.119185315	0.14978112	Power.x0 RSS
M142	0.333412433	0.35685073	Power.x0 RSS
M410	0.202910767	0.20565029	Power.x0 RSS

4.1.3.2. ANÁLISIS DE LA APLICACIÓN DE QUANTILE MAPPING SOBRE DATOS DE TEMPERATURA EN EL PERIODO 1991-1999

Para el caso de la temperatura no fue necesario evaluar todas las formas del método PTF (Parametric Transformation Function). Esto se debe a que al analizar los métodos Expasympt, los resultados de la corrección entregan valores bastante buenos. Para constatar lo anteriormente expuesto se presenta las siguientes tablas de indicadores estadísticos calculados para downscaling estadístico y dinámico.

Error Cuadrático Medio

Tabla 19. Error cuadrático medio en resultados de downscaling dinámico, comparando datos corregidos y sin corregir (MSE corregido / MSE sin corregir) para la variable de temperatura.

Método PTF	M067	M142
expasympt MAE	0.00541432	0.03904795
expasympt RSS	0.00557647	0.04193293
exp.x0 MAE	0.00547065	0.04345423
exp.x0 RSS	0.00576477	0.04193293

Los resultados obtenidos son muy buenos. La disminución del error llega a superar el 99,4% para la estación Cuenca-Aeropuerto (M067), mientras que para la estación Saraguro (M142) llega a ser más del 96% respecto a datos sin corrección.

Al obtener valores tan altos de mejora, se toma la decisión de no analizar los demás métodos PTF pues con estos se considera suficiente.

Tabla 20. Error cuadrático medio en resultados de downscaling estadístico, comparando datos corregidos y sin corregir (MSE corregido / MSE sin corregir) para la variable de temperatura.

Método PTF	M067	M142
expasympt MAE	0.0376842	0.10164802

expasympt RSS	0.03867766	0.10582953
exp.x0 MAE	0.03846402	0.10147571
exp.x0 RSS	0.03867766	0.10582953

Para el caso del downscaling estadístico, tal como sucede con el downscaling dinámico, los resultados obtenidos son muy buenos. Para la estación Cuenca-Aeropuerto (M067) la disminución del error supera el 96% respecto a los datos sin corrección, mientras que la estación Saraguro (M142) alcanza un 89% de mejora.

Los resultados obtenidos mediante éste indicador estadístico exponen la bondad del Quantile Mapping en la corrección de datos. Sin embargo, es necesario revisar los resultados obtenidos en los demás indicadores para tomar la decisión final sobre su aplicación o no en los datos futuros.

Coeficiente de Eficiencia de Nash-Sutcliffe

Tabla 21. Coeficiente de eficiencia de Nash-Sutcliffe en resultados de corrección de downscaling dinámico empleando datos de temperatura.

Método PTF	M067	M142
expasympt MAE	0.47232717	-0.0177497
expasympt RSS	0.45652455	-0.092944
exp.x0 MAE	0.46683768	-0.1325955
exp.x0 RSS	0.43817352	-0.092944
Sin Corrección	-96.4586888	-25.0641005

La corrección logra mejorar la eficiencia del modelo según este indicador estadístico. El mejor resultado lo presenta la estación Cuenca-Aeropuerto pasando de -96.45 a 0.47, lo cual significa que el modelo puede entregar mejores resultados que la media de las observaciones. Sin embargo, para la estación Saraguro la corrección no logra superar el valor de cero, pasa de -25.06 a prácticamente 0, lo cual es negativo pues significaría que el modelo es tan preciso como la media de las observaciones. A pesar de esto, los resultados de la corrección son buenos y por lo tanto, la aplicación de Quantile Mapping es necesaria.

Tabla 22. Coeficiente de eficiencia de Nash-Sutcliffe en resultados de corrección de downscaling estadístico empleando datos de temperatura.

Método PTF	M067	M142
expasympt MAE	0.73877322	0.226
expasympt RSS	0.73188653	0.1941295
exp.x0 MAE	0.73336749	0.2272829

exp.x0 RSS	0.73188653	0.1941295
Sin Corrección	-5.931997946	-6.61479859

Para el caso de downscaling estadístico los resultados de la corrección superan a los obtenidos con la corrección del dinámico. Ambas estaciones presentan valores positivos, lo cual significaría que el modelo es mejor predictor que la media de las observaciones.

Para la estación Cuenca-Aeropuerto se pasa de -5.93 a 0.74, lo cual permite acercarse bastante al valor óptimo de 1. Por otro lado para la estación Saraguro se pasa de -6.61 a 0.226, y a pesar de no acercarse tanto al valor óptimo, lo obtenido con la corrección es bastante bueno.

Coeficiente de Determinación

Tabla 23. Coeficiente de determinación R^2 en resultados de corrección de downscaling dinámico.

Método PTF	M067	M142
expasympt MAE	0.529212	0.1829686
expasympt RSS	0.527938	0.18322
exp.x0 MAE	0.5278	0.1713
exp.x0 RSS	0.527362	0.18322
Sin Corrección	0.52783	0.18322

Tabla 24. Coeficiente de determinación R^2 en resultados de corrección de downscaling estadístico.

Método PTF	M067	M142
expasympt MAE	0.746555	0.3414435
expasympt RSS	0.74709	0.340689
exp.x0 MAE	0.7393	0.3419
exp.x0 RSS	0.74709	0.340689
Sin Corrección	0.74708993	0.340689019

Los resultados entregados de este indicador para la corrección de ambos métodos de downscaling, no muestran una diferencia entre datos corregidos y sin corregir. Los resultados se mantienen prácticamente iguales. Por lo tanto, los resultados de este indicador no justificaría la utilización de Quantile Mapping. Pero debemos tomar en cuenta que los datos no son afectados disminuyendo su valor de R^2 , por consiguiente tampoco se justifica la no utilización de la corrección. Es entonces necesario revisar los demás estadísticos y realizar una inspección visual de los resultados para sustentar la decisión final.

4.2. ANÁLISIS DE RESULTADOS DE LA CORRECCIÓN

La decisión sobre aplicar o no quantile mapping en datos del futuro depende de los resultados obtenidos anteriormente.

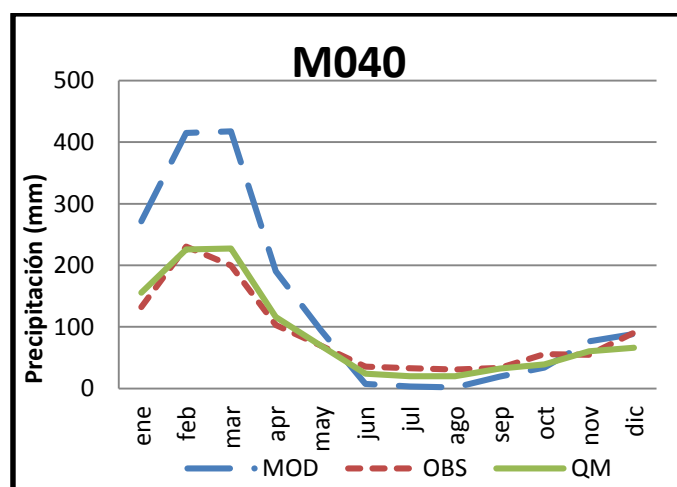
Para el caso del downscaling dinámico, la aplicación de QM sobre la variable de precipitación en el futuro se justifica por el amplio margen de corrección obtenida. A pesar de no corregir el 100% del error en el mejor de los casos se pudo disminuir hasta en un 70% y en el peor en alrededor del 22%. Este nivel de mejora es significativo y nos da confianza de que al aplicar los parámetros obtenidos se podría corregir los datos del futuro. Los métodos que mejor desempeño alcanzaron se exponen en la Tabla 25.

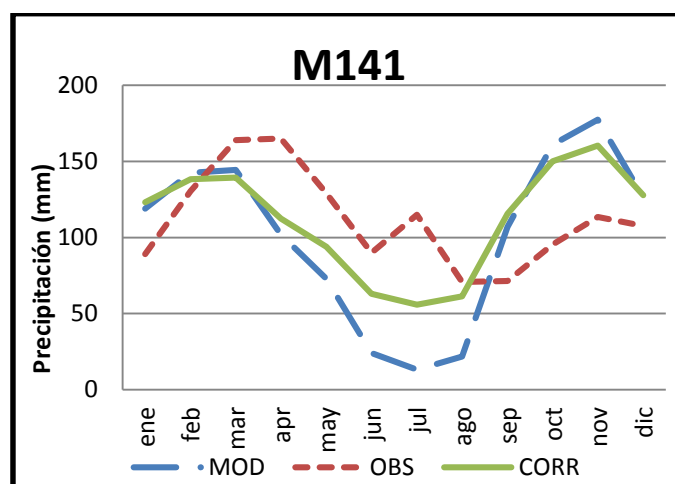
Tabla 25. Métodos de QM seleccionados.

Estación	Dinámico	Estadístico
M040	Expasympt.x0 MAE	Scale MAE
M067	Power MAE	Scale RSS
M141	Linear RSS	Power.x0 MAE
M142	Expasympt.x0 MAE	Scale MAE
M410	Expasympt MAE	Scale MAE

Las mejoras logradas pueden ser apreciadas también mediante una revisión visual donde se podrá notar la diferencia existente antes y después de la aplicación de Quantile Mapping. Los gráficos que se exponen a continuación en Fig. 10 corresponden al mejor y peor desempeño logrado según el Coeficiente de Eficiencia de Nash-Sutcliffe de las ecuaciones seleccionadas para sus respectivas estaciones.

Figura 10. Resultados de la aplicación de QM en datos de precipitación de downscaling dinámico en el periodo base.



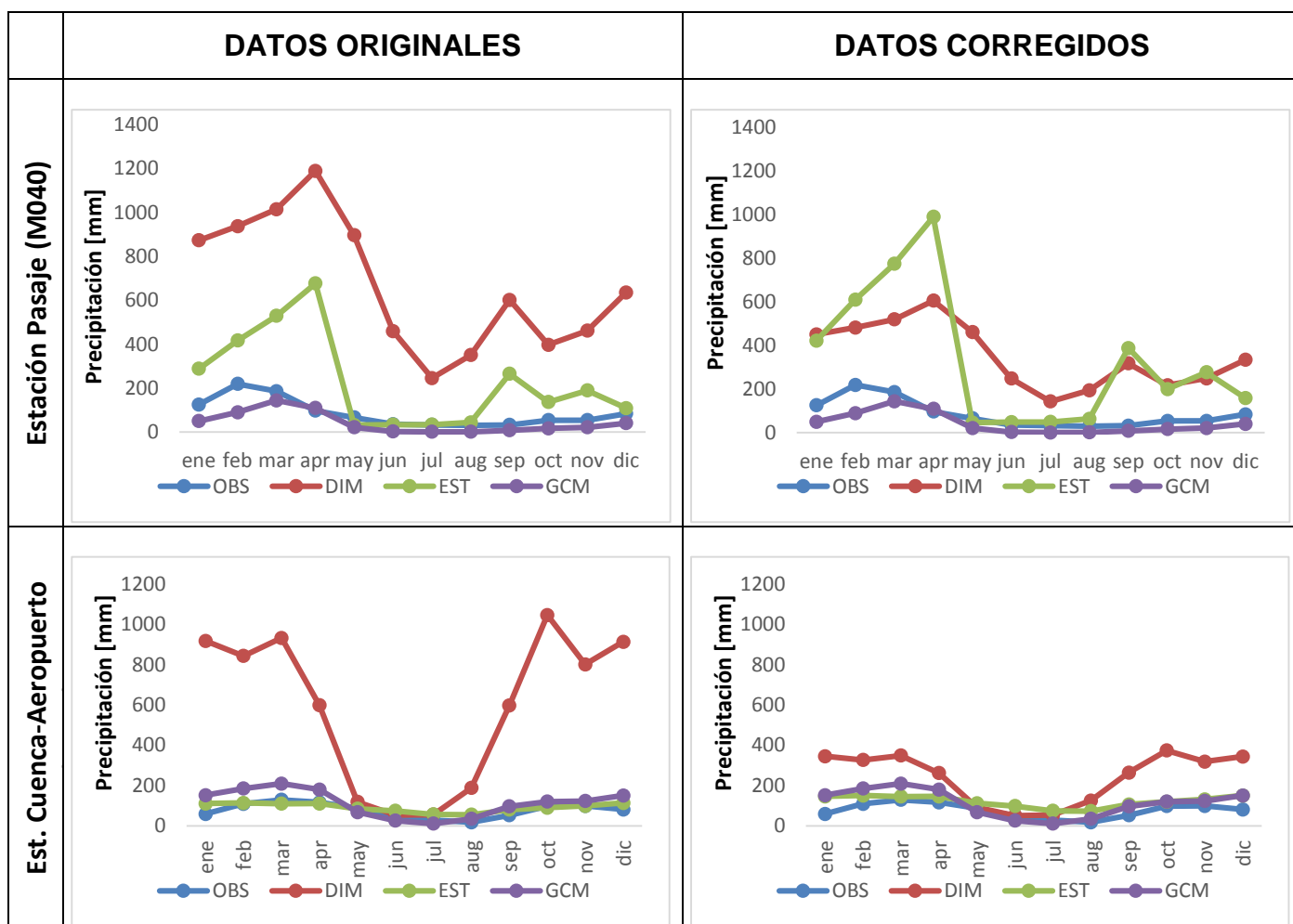


Aplicación de QM en la estación Pasaje (M040) y El Labrado (M141) durante el periodo 1991-1999 para la variable de precipitación. En azul se podrá ver los resultados de downscaling dinámico previo a la corrección. En rojo se presentan las observaciones del periodo anteriormente señalado. En verde se observa los datos posteriores a la corrección realizada.

Para el caso del downscaling estadístico la disminución de error en la variable de precipitación alcanza algo más del 10% en el mejor de los casos. La corrección que se alcanza es pequeña y con algunos métodos incluso el error incrementa. Por lo tanto, para downscaling estadístico se decide no emplear quantile mapping en datos de precipitación del futuro. Esta decisión puede ser justificada observando algunos de los gráficos antes y después de la aplicación de QM en el primer periodo futuro (2001-2010) que se exponen en Fig. 11. Los mejores métodos empleados son expuestos en Tabla 25.

Refiriéndonos a temperatura, los resultados que se obtienen en la corrección de los métodos de downscaling son muy buenos. La aplicación de quantile mapping permitió eliminar hasta más del 90% del error. Sin embargo, con la aplicación de los parámetros de corrección a datos del futuro, se empezó a observar datos irreales para las zonas de estudio. Siendo así que las temperaturas que entregaba la corrección en algunos casos eran menores a cero grados centígrados. Esta situación sucedió tanto para el método dinámico como para el estadístico. Por lo tanto, se decide no emplear QM en datos de temperatura.

Figura 11. Aplicación de QM en datos del futuro



Donde,

OBS: Observaciones

DIM: Downscaling dinámico

EST: Downscaling estadístico

GCM: Modelo de Circulación Global

4.3. EVALUACIÓN DEL CAMBIO CLIMÁTICO

Ochoa-Sánchez (2013) en el desarrollo del estudio que entregó información para la presente tesis seleccionó tres estaciones para la cuenca del Paute. Cada una de ellas se consideró representativa para cada régimen de precipitación detectado en la cuenca, teniendo así que la estación Cuenca-Aeropuerto es representativa para la zona Bimodal uno, El Labrado para bimodal dos y Río Mazar-Rivera para unimodal dos. No consideró el régimen unimodal uno debido a que ocupa un área muy pequeña sin representatividad

para el estudio. Para el caso de la temperatura únicamente se tiene datos de la estación Cuenca-Aeropuerto, pues es la única en la cuenca del Paute que disponía información para el periodo de calibración de los modelos de downscaling (Ochoa-Sánchez, 2013).

En la cuenca del Jubones Ochoa-Sánchez (2013) considera la estación Saraguro como representativa para la zona andina y para la región costa considera la estación Pasaje como representativa. Para el caso de la temperatura únicamente se tiene datos de la estación Pasaje, pues es la única en la cuenca del Jubones que disponía de información para el periodo de calibración de los modelos de downscaling (Ochoa-Sánchez, 2013).

4.3.1. ANÁLISIS DE ESTACIONALIDAD

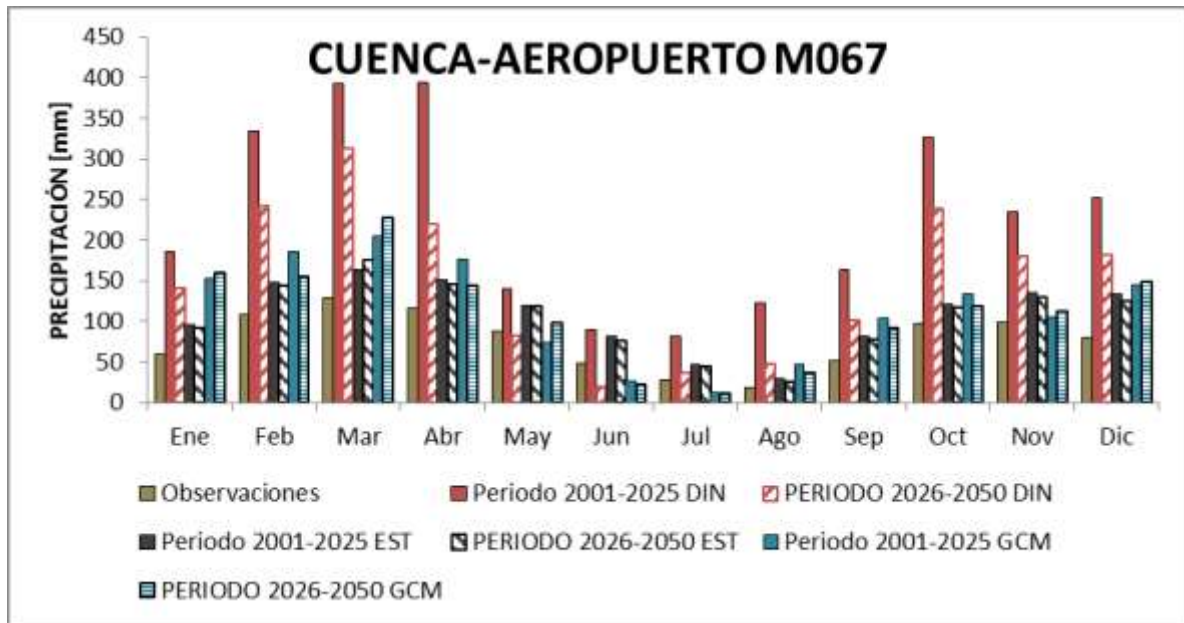
Para la construcción de los siguientes gráficos tanto de precipitación como de temperatura, se dividió la información de los modelos en dos periodos, el primero que va desde 2001 al 2025 y el segundo desde 2026 hasta 2050.

Las barras de color rojo representan a los pronósticos de downscaling dinámico, las plomas a downscaling estadístico, azules para pronósticos del modelo de circulación global, y de color café para observaciones del periodo 1991-1999. Las barras sólidas y las que tienen líneas representan al primer y segundo periodo respectivamente.

4.3.1.1. PRECIPITACIÓN

Mediante las siguientes figuras podremos verificar si los métodos entregan información con las características de estacionalidad antes mencionadas, además se podrá realizar comparaciones de los modelos y de los periodos empleados.

Figura 12. Estacionalidad de precipitación en la zona bimodal uno: estación Cuenca-Aeropuerto.



Donde,

DIM: Downscaling dinámico

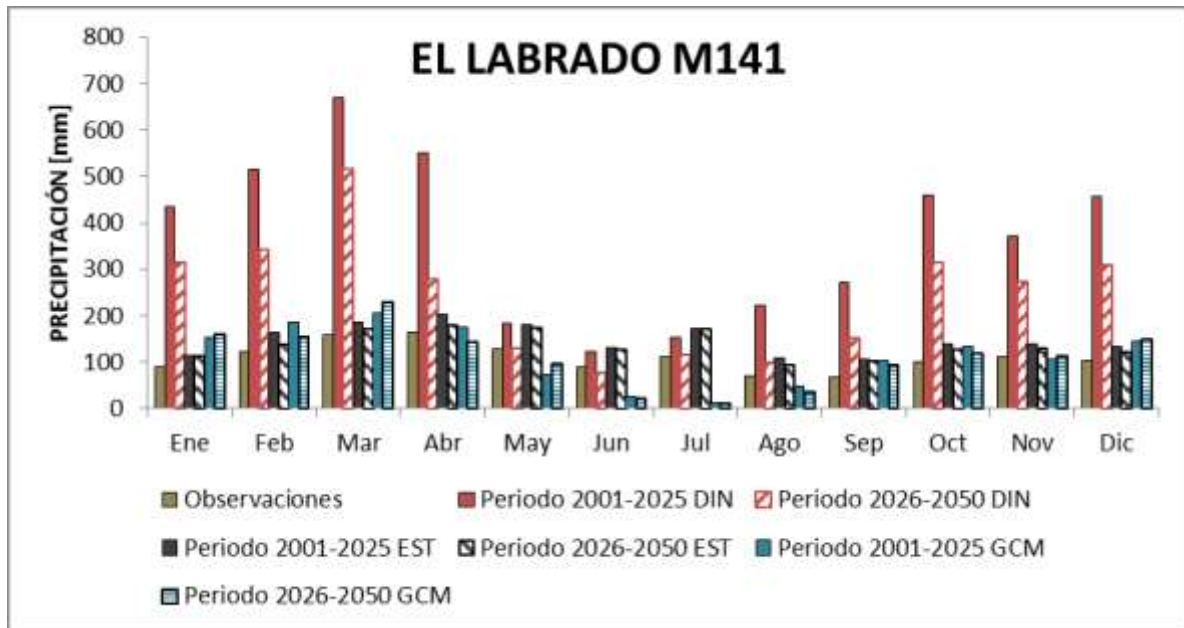
EST: Downscaling estadístico

GCM: Modelo de Circulación Global

Para Cuenca-Aeropuerto, se observa una disminución de la precipitación en el segundo periodo, excepto en el mes de marzo donde el método estadístico pronostica un leve incremento. En el GCM no se da este incremento en todos los meses.

Ambos métodos de downscaling y el GCM capturan la bimodalidad de Cuenca-Aeropuerto. Se ve que downscaling estadístico se aproxima más a las observaciones mientras que downscaling dinámico tiende a sobre-estimar las predicciones. Durante el mes de agosto se puede observar un error del downscaling dinámico al pronosticar un incremento significativo en la precipitación en un mes que generalmente es seco.

Figura 13. Estacionalidad de precipitación en la zona bimodal dos: estación El Labrado.



Donde,

DIM: Downscaling dinámico

EST: Downscaling estadístico

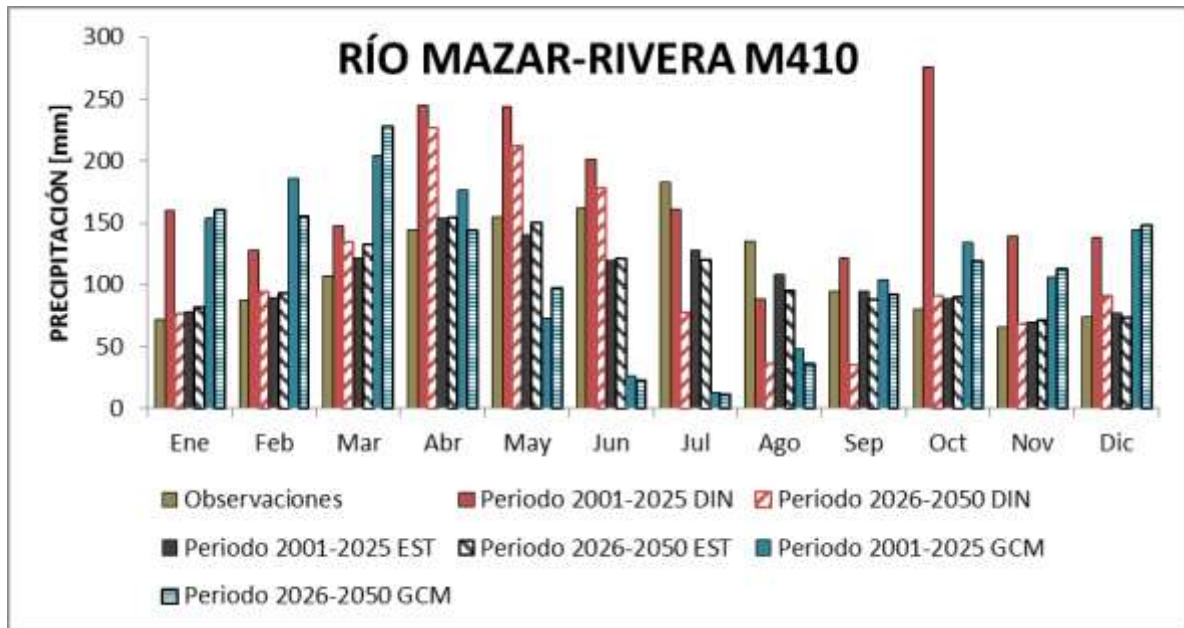
GCM: Modelo de Circulación Global

Para la estación El Labrado se observa una disminución de la precipitación en el segundo periodo según ambos métodos.

La estacionalidad es bien capturada por ambos métodos, sin embargo es evidente que downscaling dinámico tiende a sobre-estimar los resultados. Downscaling estadístico aparece más cercano a las observaciones al igual que el GCM.

El incremento de precipitación durante el mes de agosto y septiembre pronosticado por el método dinámico es exagerado en el primer periodo, en las observaciones estos corresponden a meses con poca presencia de lluvia.

Figura 14. Estacionalidad de precipitación en la zona unimodal dos: estación Río Mazar-Rivera



Donde,

DIM: Downscaling dinámico

EST: Downscaling estadístico

GCM: Modelo de Circulación Global

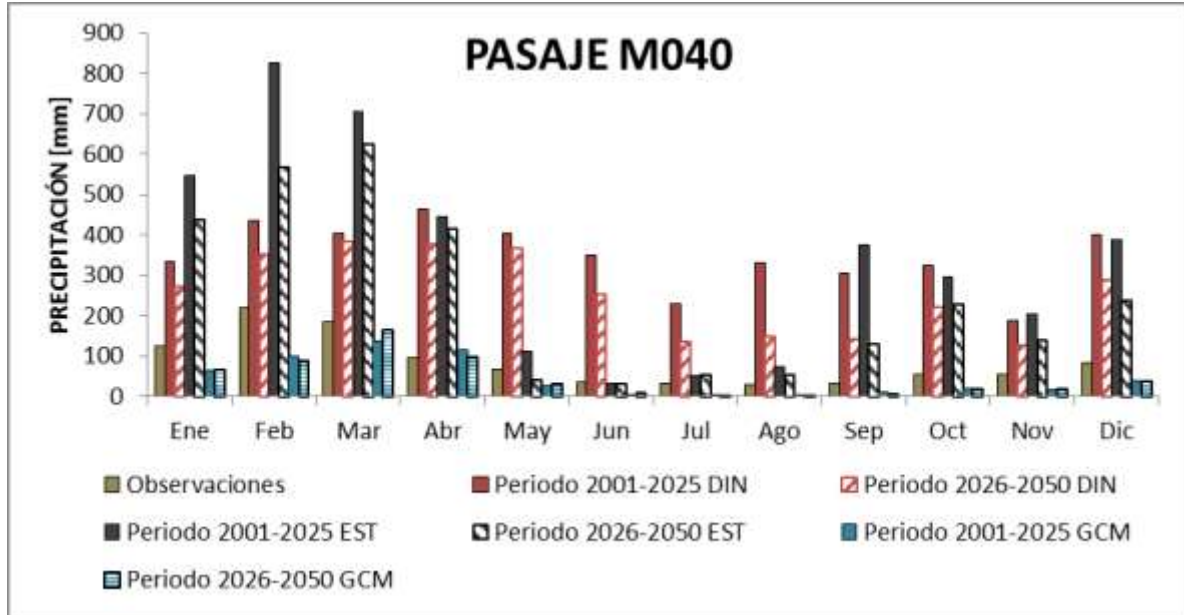
En Mazar rivera al igual que en las predicciones anteriores del método dinámico se pronostica la disminución de la precipitación durante el segundo periodo analizado. En el método estadístico y en el GCM no sucede esto en todas los meses ni estaciones estudiadas.

Downscaling estadístico representa la unimodalidad de la estación, sin embargo pronostica como mes más lluvioso al mes de abril a diferencia de lo observado donde el mes más lluvioso corresponde a julio.

Downscaling dinámico pronostica un erróneo incremento de precipitación durante el primer periodo del mes de octubre con valores exagerados. El segundo periodo captura de mejor forma la unimodalidad, sin embargo ambos periodos pronostican como meses más lluviosos a abril y mayo, siendo lo correcto tener al mes de julio como el más lluvioso. Por lo tanto se encuentran desfasadas.

CUENCA DEL JUBONES

Figura 15. Estacionalidad de precipitación en la región costa de Jubones: estación Pasaje



Donde,

DIM: Downscaling dinámico

EST: Downscaling estadístico

GCM: Modelo de Circulación Global

En la estación Pasaje se observa que ambos modelos pronostican la disminución de la precipitación para el segundo periodo. El segundo periodo se acerca un poco más a las observaciones para ambos métodos y parece capturar de mejor forma la estacionalidad.

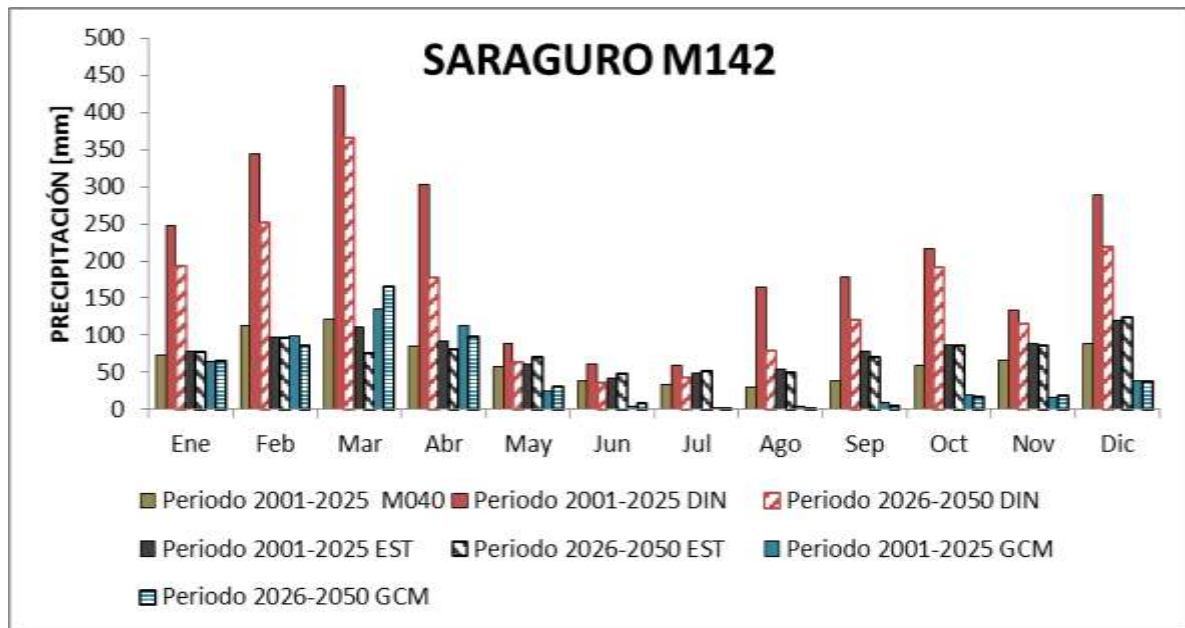
Para los meses entre enero y junio se observa que downscaling estadístico y los datos del GCM capturan bien el periodo lluvioso y su disminución hacia la temporada seca. En cambio downscaling dinámico no captura de manera adecuada esta característica. Sin embargo, refiriéndonos a los periodos podemos ver que el segundo periodo del estadístico exhibe un mes de marzo más lluvioso que febrero, a diferencia de lo expuesto por las observaciones donde febrero es el mes más lluvioso. Lo mismo sucede con el GCM pero esta vez se da en los dos periodos analizados.

Podemos ver que julio y agosto corresponden a un periodo seco y que está bien capturado por downscaling estadístico. En el mes de septiembre ambos

métodos pronostican un incremento exagerado en las precipitaciones siendo esto algo incorrecto pues septiembre corresponde a un mes seco. Los pronósticos de los segundos periodos se acercan más a la realidad.

Para el caso del GCM se observa que captura de mejor manera la unimodalidad de la estación, sin embargo tiene un desfase en el mes más lluvioso como se mencionó en párrafos anteriores.

Figura 16. Estacionalidad de precipitación en la región sierra de Jubones: estación Saraguro.



Donde,

DIM: Downscaling dinámico

EST: Downscaling estadístico

GCM: Modelo de Circulación Global

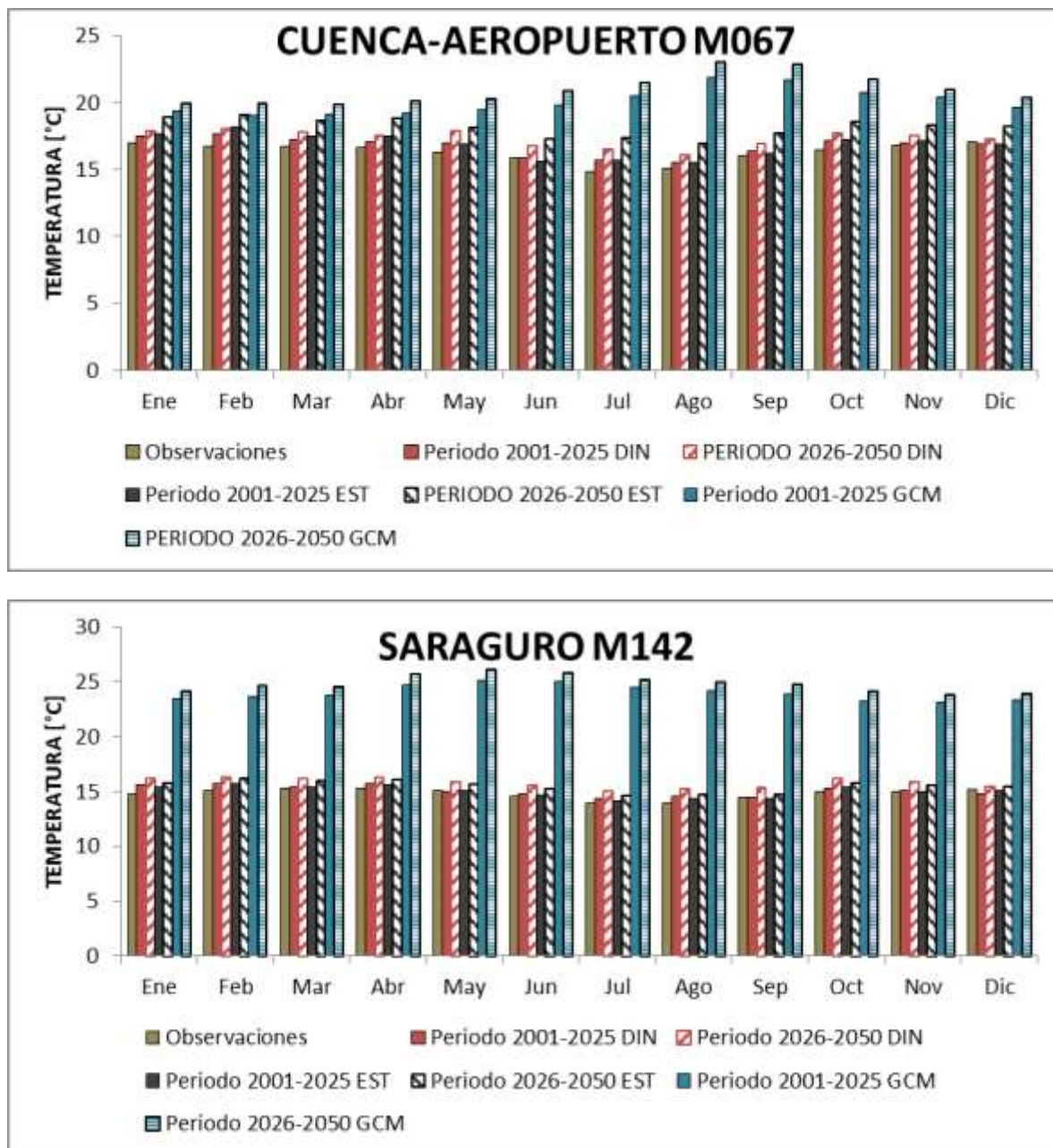
En la estación Saraguro la disminución de la precipitación en el segundo periodo se registra en todos los meses únicamente para el método dinámico. Downscaling estadístico en cambio en su segundo periodo pronostica incrementos en los meses de mayo junio julio y diciembre con relación al primer periodo. En esta estación también es notorio la sobre-estimación del método dinámico la cual disminuye en el segundo periodo.

La estacionalidad es representada por ambos modelos, registrándose dos periodos lluviosos y una etapa seca. Los resultados más cercanos a las

observaciones corresponden a las predicciones de downscaling estadístico.

4.3.1.2. TEMPERATURA

Figura 17. Estacionalidad de temperatura en Cuenca-Aeropuerto y Saraguro



Donde,

DIM: Downscaling dinámico

EST: Downscaling estadístico



GCM: Modelo de Circulación Global

En ambas estaciones se observa un periodo donde la temperatura disminuye, esto se da en los meses de junio, julio y agosto, en el resto de meses la temperatura es mayor. Los métodos de downscaling capturan la estacionalidad adecuadamente y se acercan mucho a la temperatura de las observaciones. Se observa también que los dos métodos concuerdan en el aumento de la temperatura especialmente en el segundo periodo analizado. El GCM no captura de manera correcta la estacionalidad en ninguna de las estaciones. Pronostica como meses más cálidos a los que en realidad son los más fríos.

4.3.2. ANÁLISIS DE ANOMALÍAS CLIMÁTICAS

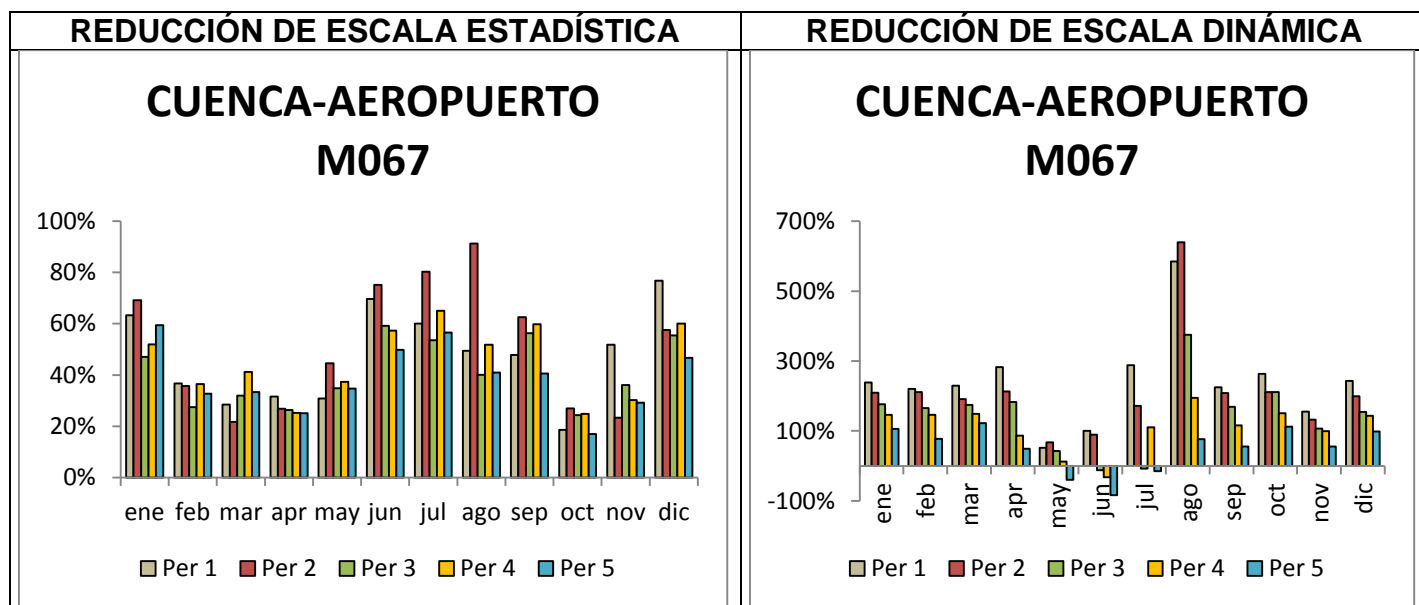
Para la construcción de los siguientes gráficos se dividió al periodo total en cinco sub-periodos de 10 años cada uno. El primer periodo (Per 1) corresponde a los años 2001 a 2010, el segundo (Per 2) de 2011 a 2020 y así sucesivamente.

La escala que se emplea para el caso de la precipitación, representa el porcentaje de incremento o decremento de milímetros de lluvia en cada uno de los meses y periodos del futuro analizados en comparación al periodo base. Para el caso de la temperatura el incremento o decremento se representa mediante cantidad de grados centígrados.

4.3.2.1. PRECIPITACION

Es apreciable nuevamente en esta sección la sobre-estimación de resultados de downscaling dinámico en todas las estaciones. Mientras que predicciones del método estadístico se mantiene en rangos inferiores con su excepción en la estación Pasaje.

Figura 18. Anomalías de precipitación en la zona bimodal uno: estación Cuenca-Aeropuerto



Donde,

Per 1: Periodo uno, 2001-2010

Per 2: Periodo dos, 2011-2020

Per 3: Periodo tres, 2021-2030

Per 4: Periodo cuatro, 2031-2040

Per 5: Periodo cinco, 2041-2050

En la estación Cuenca-Aeropuerto, para el caso de downscaling estadístico no se registran incrementos superiores al 100%. Downscaling dinámico en cambio presenta incrementos inferiores al 300% para la mayoría de los meses, excepto en el mes de agosto donde se identifica un incremento exagerado que llega a ser cercano al 650%. En agosto suele llover muy poco en esta zona, por lo que resulta improbable que se pueda registrar un incremento tan grande.

En downscaling dinámico los mayores incrementos se dan en los primeros periodos de predicción, es decir hasta el año 2020. A partir de ese año empieza el descenso de los pronósticos. En el estadístico esto varía dependiendo del mes.

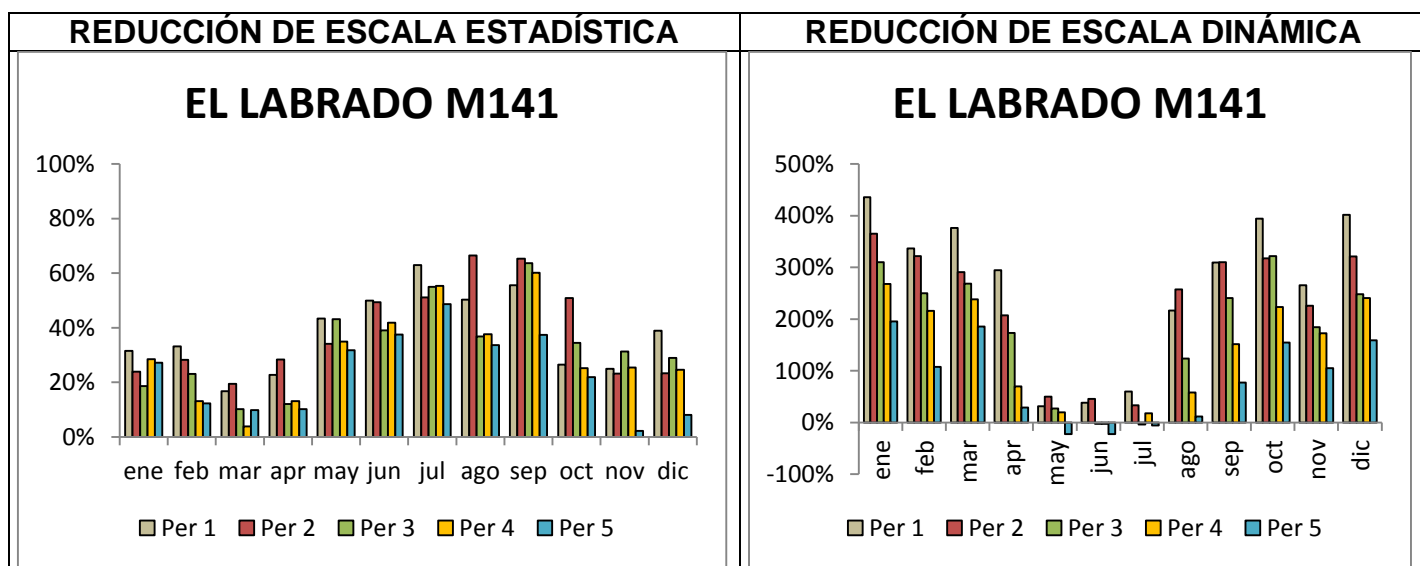
El promedio del incremento o disminución mensual de la precipitación

pronosticado por ambos modelos se podrá observar en la tabla 26.

Tabla 26. Anomalías promedio de precipitación en la estación Cuenca-Aeropuerto para el periodo 2001-2050

Mes	Estadístico	Dinámico
Enero	58%	175%
Febrero	34%	164%
Marzo	31%	173%
Abril	27%	163%
Mayo	36%	27%
Junio	62%	12%
Julio	63%	109%
Agosto	55%	374%
Septiembre	53%	155%
Octubre	22%	189%
Noviembre	34%	110%
Diciembre	59%	168%

Figura 19. Anomalías de precipitación en la zona bimodal dos: estación El Labrado



Donde,

Per 1: Periodo uno, 2001-2010

Per 2: Periodo dos, 2011-2020

Per 3: Periodo tres, 2021-2030

Per 4: Periodo cuatro, 2031-2040

Per 5: Periodo cinco, 2041-2050

En esta estación podemos observar que los porcentajes de incrementos de precipitación disminuyen conforme avanza el tiempo de pronóstico. Esta característica es más clara en las predicciones de downscaling dinámico, donde se observa claramente la disminución del porcentaje en especial en los dos últimos periodos.

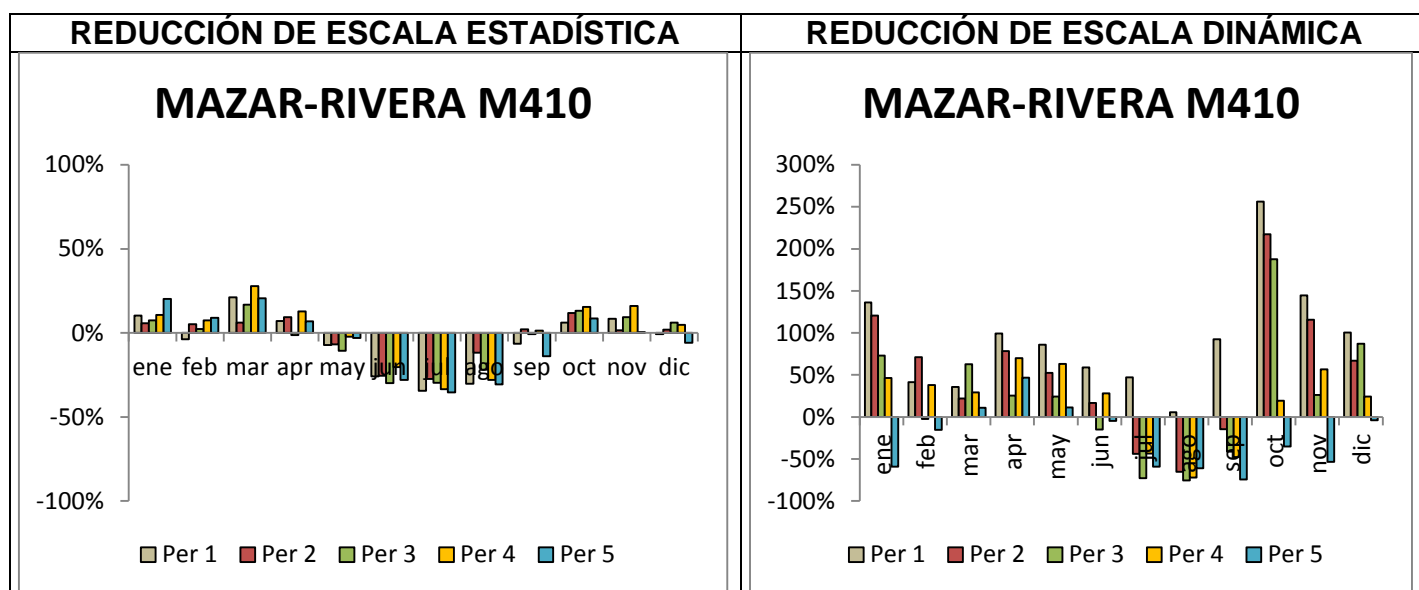
La estación El Labrado tiene un régimen bimodal, donde el periodo de menor precipitación empieza desde el mes de junio hasta septiembre. En la figura 19 se observa que downscaling estadístico pronostica que en estos meses será donde más incremento de precipitación habrá. Es decir que tendremos meses que generalmente son secos, más lluviosos. Con el método dinámico sucede todo lo contrario, éste pronostica meses lluviosos más intensos.

En la tabla 27 se expone el porcentaje promedio de los cinco periodos para cada uno de los meses y modelos empleados.

Tabla 27. Anomalías promedio de precipitación en la estación El Labrado

Mes	Estadístico	Dinámico
Enero	26%	315%
Febrero	22%	246%
Marzo	12%	272%
Abril	17%	155%
Mayo	37%	21%
Junio	44%	11%
Julio	55%	20%
Agosto	45%	133%
Septiembre	56%	218%
Octubre	32%	282%
Noviembre	21%	191%
Diciembre	25%	274%

Figura 20. Anomalías de precipitación en la zona unimodal dos: estación Mazar-Rivera



Donde,

Per 1: Periodo uno, 2001-2010

Per 2: Periodo dos, 2011-2020

Per 3: Periodo tres, 2021-2030

Per 4: Periodo cuatro, 2031-2040

Per 5: Periodo cinco, 2041-2050

En la estación Río Mazar-Rivera los pronósticos de downscaling estadístico muestran incrementos que no superan el 30%. Mientras que las disminuciones alcanzan valores inferiores al 40%. En cambio downscaling dinámico muestra incrementos de casi 300% y disminuciones de casi 75%.

Se aprecia en downscaling estadístico la disminución de la precipitación en los meses lluviosos y un pequeño incremento en meses secos. Esto se traduce a que tendríamos meses secos más lluviosos y meses lluviosos con menor cantidad de precipitación. En downscaling dinámico se pronostica algo similar, meses de julio y agosto que son lluviosos con disminución de la cantidad de precipitación en el futuro. Y meses secos con posibles incrementos de la lluvia.

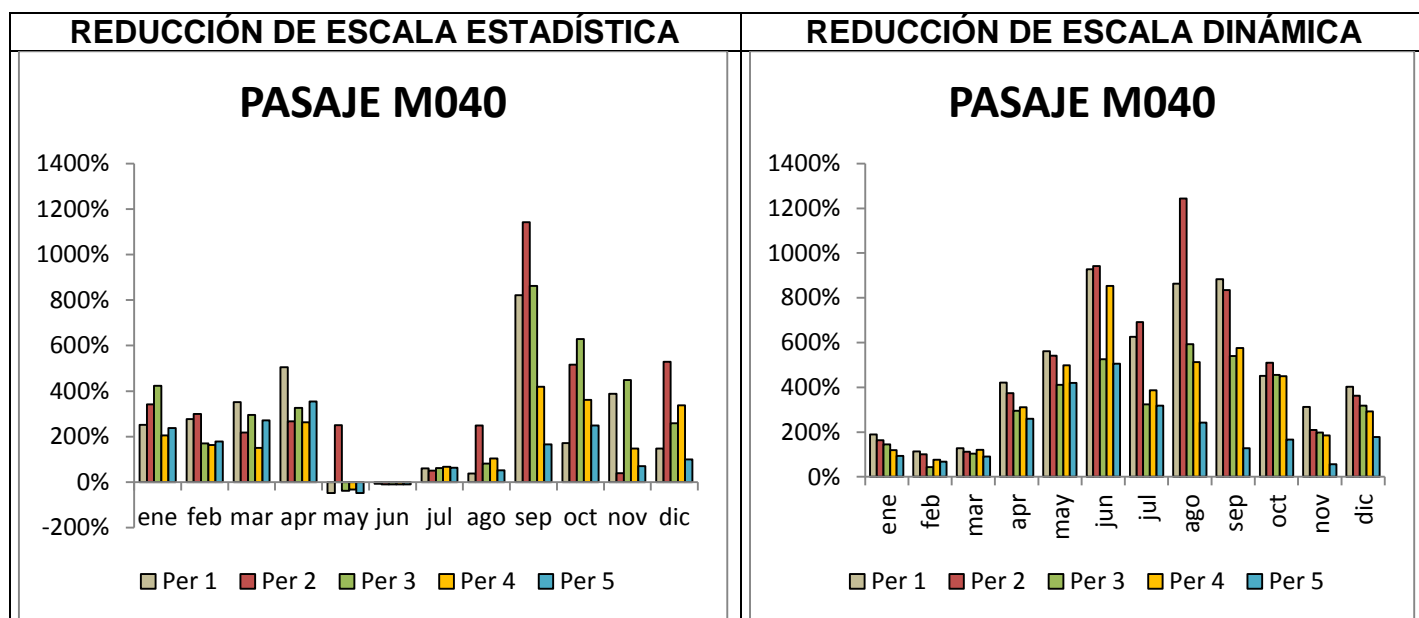
Los promedios de las anomalías para cada mes se presentan a continuación en la tabla 28.

Tabla 28. Anomalías promedio de precipitación en la estación Mazar-Rivera representativa de la zona unimodal dos.

Mes	Estadístico	Dinámico
Enero	11%	63%
Febrero	4%	27%
Marzo	19%	32%
Abril	7%	64%
Mayo	-6%	47%
Junio	-26%	17%
Julio	-32%	-35%
Agosto	-25%	-54%
Septiembre	-4%	-17%
Octubre	11%	129%
Noviembre	7%	58%
Diciembre	1%	55%

CUENCA DEL RÍO JUBONES

Figura 21. Anomalías de precipitación en la región costa de Jubones: estación Pasaje



Donde,

Per 1: Periodo uno, 2001-2010

Per 2: Periodo dos, 2011-2020



Per 3: Periodo tres, 2021-2030

Per 4: Periodo cuatro, 2031-2040

Per 5: Periodo cinco, 2041-2050

En la estación Pasaje se pronostican valores muy exagerados de precipitación, se puede observar incrementos de hasta 1300%. Este error está presente en las predicciones de ambos modelos y resulta improbable poder registrar incrementos de tan gran magnitud en la realidad. En predicciones de downscaling estadístico el mayor incremento se registra durante el mes de septiembre, mientras que en el dinámico durante el mes de agosto. Sin embargo, según las observaciones tanto agosto como septiembre son meses con poca presencia de lluvia en la estación Pasaje.

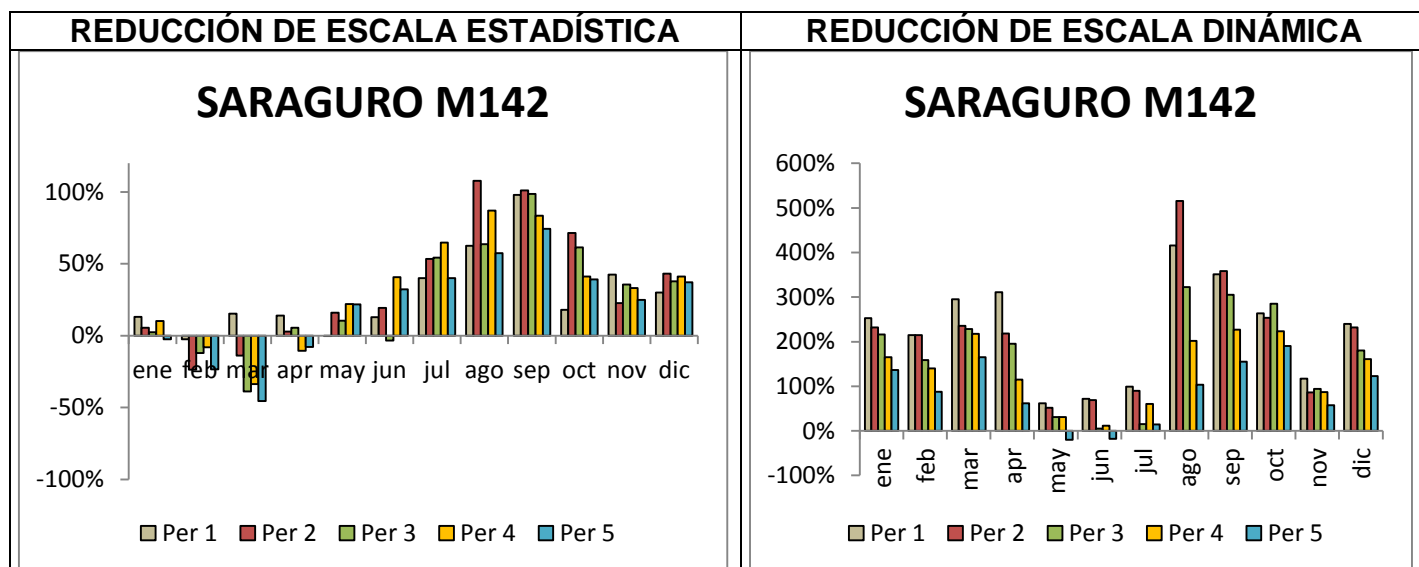
El mayor incremento se da en el segundo periodo y se puede ver que en los últimos periodos el incremento es menor. Por lo que podríamos pensar que las predicciones mejoran conforme avanza el tiempo de pronóstico.

En la tabla 29 se expone el porcentaje promedio de los cinco periodos para cada uno de los meses y modelos empleados.

Tabla 29. Anomalías promedio de precipitación en la estación Pasaje

Mes	Estadístico	Dinámico
Enero	292%	142%
Febrero	218%	80%
Marzo	257%	111%
Abril	343%	332%
Mayo	17%	486%
Junio	-10%	751%
Julio	61%	469%
Agosto	105%	690%
Septiembre	683%	593%
Octubre	385%	406%
Noviembre	219%	192%
Diciembre	274%	311%

Figura 22. Anomalías de precipitación en la región sierra de Jubones: estación Saraguro



Donde,

Per 1: Periodo uno, 2001-2010

Per 2: Periodo dos, 2011-2020

Per 3: Periodo tres, 2021-2030

Per 4: Periodo cuatro, 2031-2040

Per 5: Periodo cinco, 2041-2050

Ambos métodos pronostican condiciones muy diferentes. En downscaling estadístico los incrementos apenas superan el 100% en sus valores más altos; y las disminuciones de febrero, marzo y abril llegan a ser inferiores al 46%. En cambio en el método dinámico la sobre-estimación de resultados es evidente, en los análisis se han llegado a obtener incrementos de precipitación que superan el 400%; y las disminuciones registradas en el mes de mayo y junio no son mayores al 21%.

Downscaling estadístico pronostica disminución de la precipitación en los meses más lluviosos, es decir en febrero, marzo y abril. En meses secos como julio, agosto y septiembre se registran incrementos significativos. Por lo tanto se tendrán meses secos más lluviosos y algunos de los meses lluviosos serán más secos. En octubre, noviembre y diciembre dependiendo del periodo se podrá observar incrementos de hasta el 70%.

En downscaling dinámico son notorias dos características, la primera relacionada con la disminución del porcentaje de incremento en los últimos periodos analizados, y la segunda relacionada con el incremento exagerado en especial del mes de agosto en su segundo periodo. Las predicciones indican también que en el futuro se tendrá periodos lluviosos más fuertes y considerando la escala de las predicciones podríamos decir que en los meses secos también se incrementará la precipitación en un porcentaje de hasta el 90%.

En la tabla 30 podremos observar los promedios de las anomalías que se pudieren registrar.

Tabla 30. Anomalías promedio de precipitación en la estación Saraguro

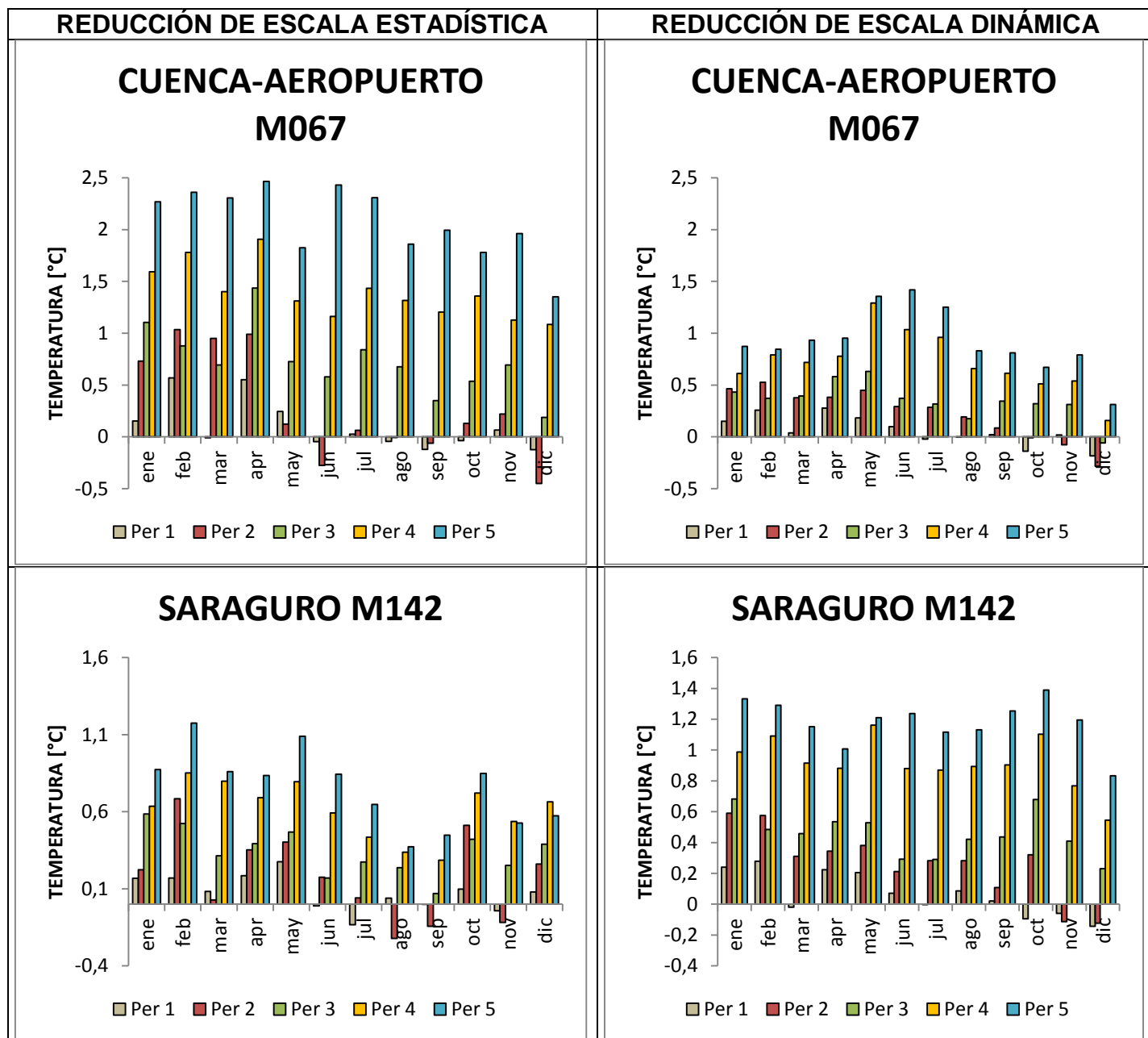
Mes	Estadístico	Dinámico
Enero	6%	201%
Febrero	-14%	163%
Marzo	-23%	228%
Abril	1%	180%
Mayo	14%	31%
Junio	20%	28%
Julio	51%	56%
Agosto	76%	312%
Septiembre	91%	279%
Octubre	46%	243%
Noviembre	32%	88%
Diciembre	38%	187%

4.3.2.2. TEMPERATURA

Para el caso de las dos estaciones, los métodos concuerdan en que se dará un incremento de la temperatura en el futuro. El último periodo, es decir de 2041 a 2050, registra el mayor aumento de temperatura. Esto se da en las dos estaciones durante todos los meses, excepto en la estación Saraguro en los meses de noviembre y diciembre.

En Cuenca-Aeropuerto el mayor calentamiento lo pronostica el método estadístico; mientras que en Saraguro los mayores incrementos son pronosticados por el método dinámico.

Figura 23. Anomalías de temperatura en las estaciones Cuenca-Aeropuerto y Saraguro.



Donde,

Per 1: Periodo uno, 2001-2010

Per 2: Periodo dos, 2011-2020



Per 3: Periodo tres, 2021-2030

Per 4: Periodo cuatro, 2031-2040

Per 5: Periodo cinco, 2041-2050

Los promedios de las anomalías de temperatura para el periodo total se presentan a continuación en la tabla 31.

Tabla 31. Anomalías promedio de temperatura.

Mes	M067		M142	
	Estadístico	Dinámico	Estadístico	Dinámico
Enero	3.1	1.3	1.2	1.6
Febrero	3.2	1.4	1.4	1.6
Marzo	3.0	1.3	1.0	1.4
Abril	3.5	1.6	1.2	1.5
Mayo	2.8	1.9	1.3	1.7
Junio	2.8	1.7	1.1	1.4
Julio	2.9	1.6	0.9	1.4
Agosto	2.6	1.3	0.8	1.4
Septiembre	2.5	1.2	0.8	1.5
Octubre	2.6	1.0	1.1	1.7
Noviembre	2.5	1.1	0.8	1.4
Diciembre	2.2	0.8	1.1	1.1
PROMEDIO	2.8	1.3	1.0	1.5

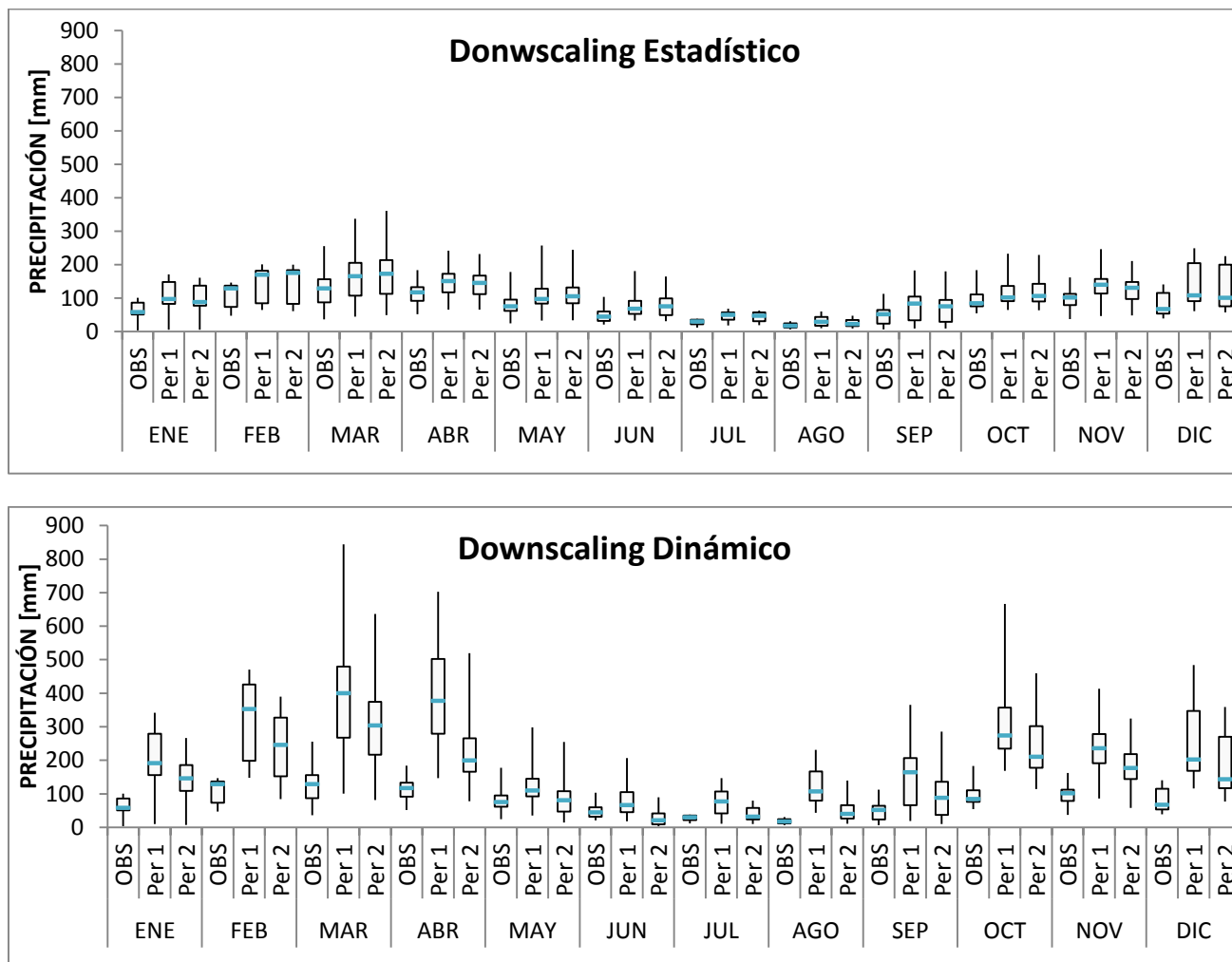
4.3.3. ANÁLISIS DE VARIABILIDAD CLIMÁTICA

Para la elaboración de los gráficos de esta sección se divide al periodo total en dos sub-periodos de 25 años cada uno (Per 1: 2001-2025; Per 2: 2026-2050) y se emplea los datos de observaciones en el periodo 1991-1999 para realizar comparaciones. Se emplea como medida de tendencia central a la mediana la cual está representada con una línea celeste.

4.3.3.1. PRECIPITACIÓN

CUENCA DEL RÍO PAUTE

Figura 24. Variabilidad de la precipitación en la zona bimodal uno: estación Cuenca-Aeropuerto.



Donde,

OBS: Observaciones en el periodo base, 1991-1999.

Per1: Periodo uno, 2001-2025.

Per2: Periodo dos, 2026-2050.

Mientras mayor sea el tamaño de la caja y los bigotes, mayor será la dispersión de los datos. Es evidente que la variabilidad en esta estación es menor en los pronósticos del método estadístico. La información que presenta es más homogénea y es muy cercana a las observaciones. Downscaling estadístico en marzo y diciembre se pronostica la mayor variabilidad. Mientras que en la

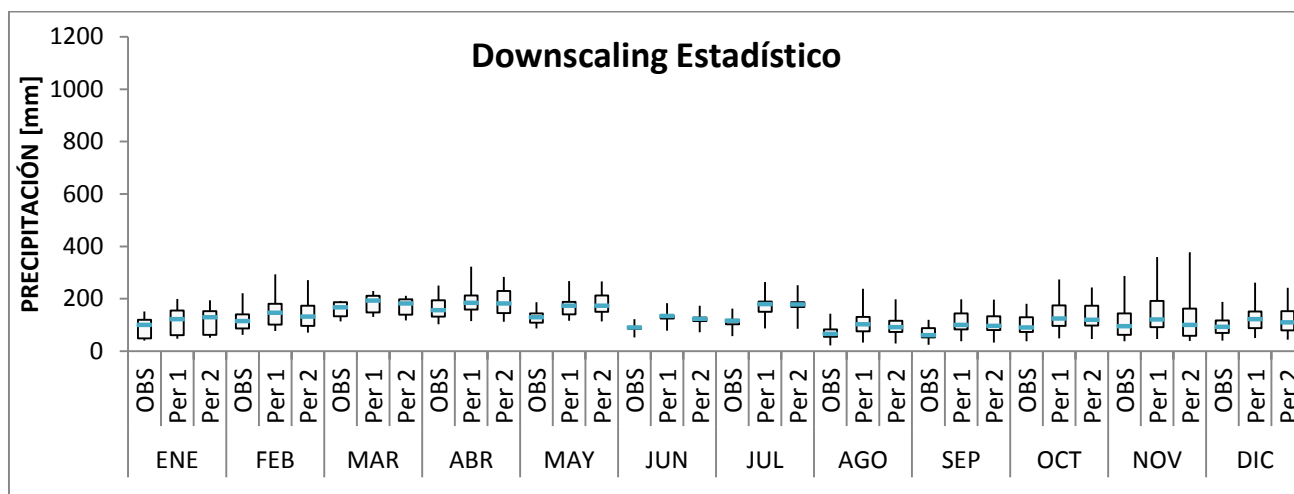
estación seca los meses de julio y agosto exhiben las dispersiones más pequeñas.

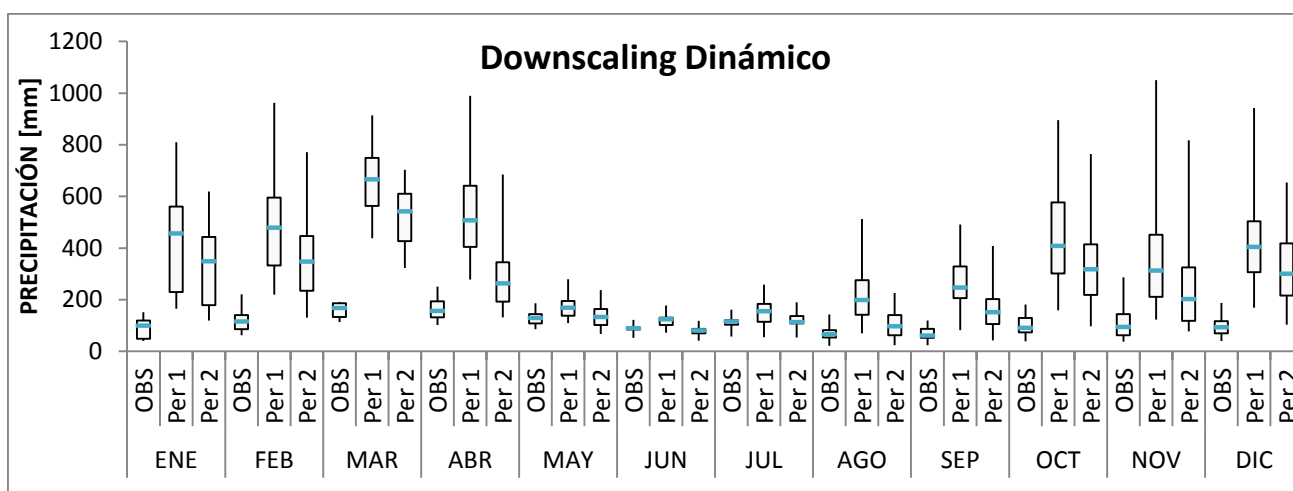
Downscaling dinámico en cambio, presenta información con un mayor grado de dispersión. En temporada seca la información es más homogénea que en temporadas lluviosas donde la variabilidad incrementa. La mayor variabilidad se observa en los meses de marzo, abril y octubre.

Los valores máximos más altos pronosticados por el modelo estadístico se presentan en el mes de marzo en sus dos periodos, el primero llega a 337mm y el segundo llega a 361mm.

Para downscaling dinámico los valores máximos más altos corresponden a marzo con 843mm en el primer periodo y 636mm en el segundo, y abril en su primer periodo con 702mm y 519mm en el segundo. En la segunda estación lluviosa del año se observa también a octubre con valores altos de hasta 665mm de lluvia en su primer periodo.

Figura 25. Variabilidad de la precipitación en la zona bimodal dos: estación El Labrado.





Donde,

OBS: Observaciones en el periodo base, 1991-1999.

Per1: Periodo uno, 2001-2025.

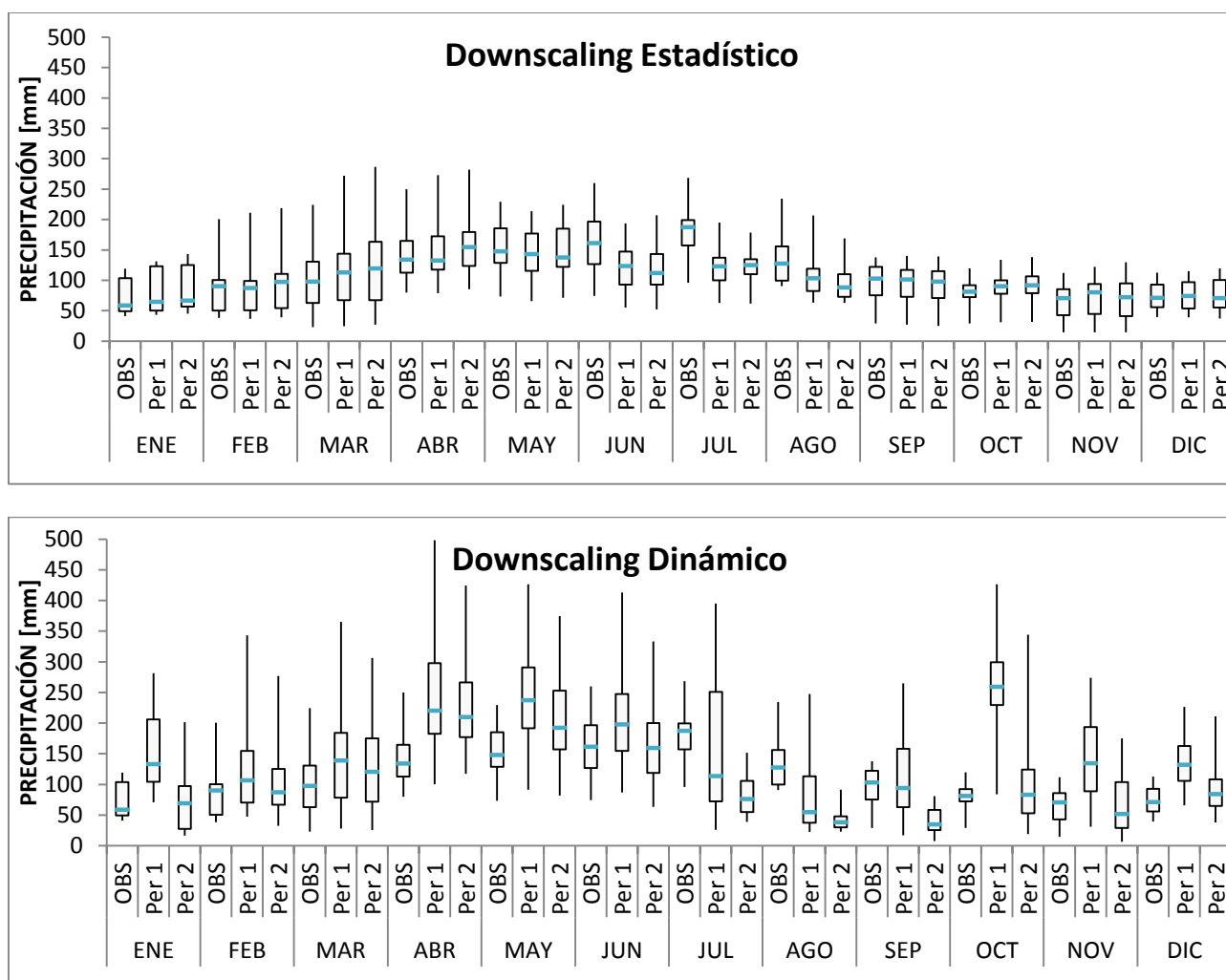
Per2: Periodo dos, 2026-2050.

En downscaling estadístico los periodos con mayor variabilidad corresponden a los meses más lluviosos, mientras que en la temporada seca se muestra mayor homogeneidad. Lo mismo sucede con downscaling dinámico, las temporadas lluviosas serán las más variables y la temporada seca la más homogénea.

Los valores máximos más altos para downscaling estadístico corresponden a los dos periodos del mes de noviembre, el primero con 359mm y el segundo con 377mm. En la primera estación lluviosa también el mes con el máximo más alto es abril en su primer periodo con 321mm de lluvia.

Para downscaling dinámico los valores máximos más altos corresponden a abril y a noviembre en sus primeros periodos con 989mm y 1050mm respectivamente. Los meses de febrero, marzo, octubre, noviembre y diciembre también exhiben valores altos, especialmente en sus primeros periodos.

Figura 26. Variabilidad de la precipitación en la zona unimodal dos: estación Río Mazar-Rivera.



Donde,

OBS: Observaciones en el periodo base, 1991-1999.

Per1: Periodo uno, 2001-2025.

Per2: Periodo dos, 2026-2050.

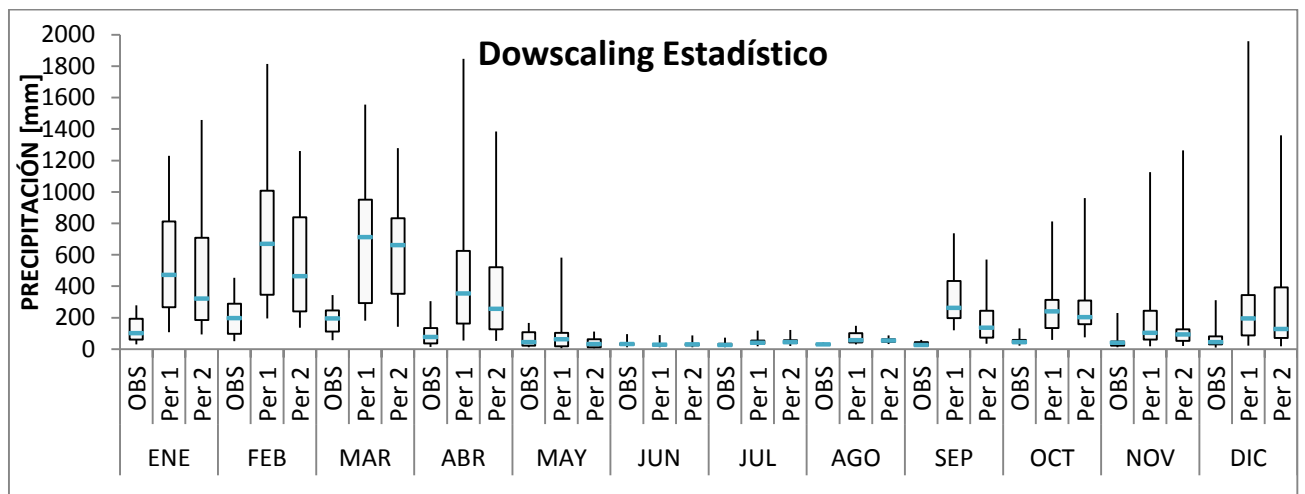
Para el caso de downscaling estadístico se muestra una distribución pareja durante todos los meses. Sin embargo, se podría decir que el mes con mayor variabilidad es el mes de marzo, y los de menor son octubre y diciembre. Los valores máximos más altos se registran en marzo con valores de 271mm en su primer periodo y 286mm en el segundo, y en abril con valores de 273mm en el primer periodo y 281mm en el segundo. Se observa que en esta estación los pronósticos están desfasados, pues la temporada lluviosa generalmente se registra en los meses de junio, julio y agosto, mientras que en el método

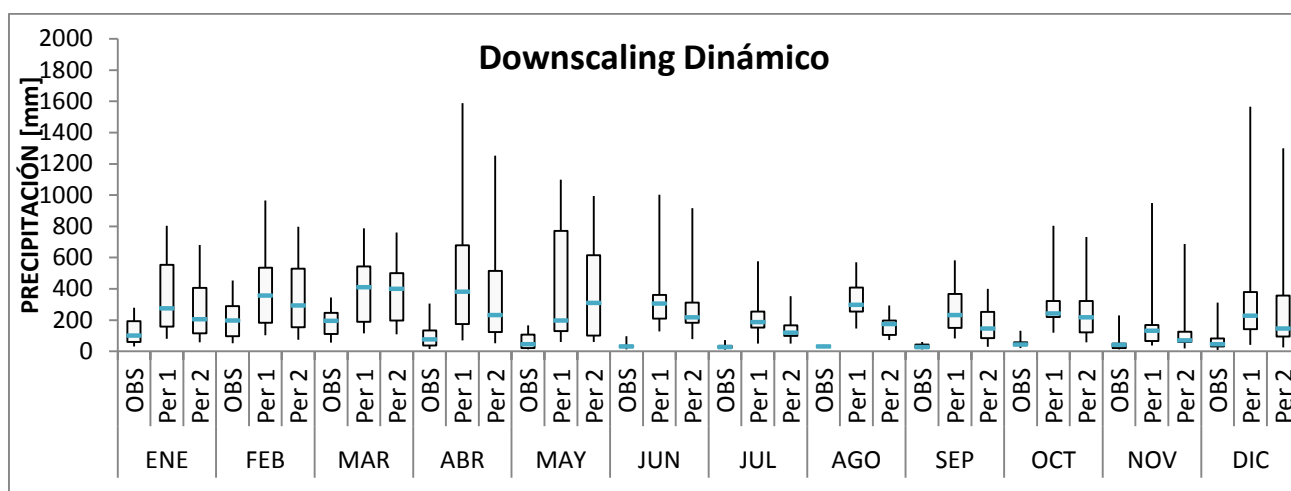
estadístico se observa que los meses más lluviosos son abril y mayo.

Este desfase está presente también en downscaling dinámico, que al igual que el método estadístico pronostica como los meses más lluviosos a abril y mayo. En estos dos meses se observa los valores máximos más altos del primer y segundo periodo, registrando en abril máximos de 498mm y 424mm en el segundo periodo, en abril se tiene valores de 426mm y 374mm en el segundo periodo. La variabilidad más alta se registra en el primer periodo del mes de julio y en el primer periodo de abril. Y los resultados más homogéneos en el segundo periodo de agosto. En el primer periodo del mes de octubre se exhibe un incremento inusual de precipitación, es muy improbable que esto suceda considerando que en este mes no suele registrarse gran cantidad de precipitación.

CUENCA DEL RÍO JUBONES

Figura 27. Variabilidad de la precipitación en la región costa de Jubones: estación Pasaje.





Donde,

OBS: Observaciones en el periodo base, 1991-1999.

Per1: Periodo uno, 2001-2025.

Per2: Periodo dos, 2026-2050.

Mientras mayor sea el tamaño de la caja y los bigotes, mayor será la dispersión de los datos. En downscaling estadístico se ve que en la temporada lluviosa es en donde se pronostica la información más dispersa, es decir con mayor variabilidad; mientras que en la temporada seca se tiene una distribución muy homogénea. Sin embargo, a partir de septiembre el modelo entrega valores anormales considerando que Pasaje se caracteriza por tener una estacionalidad unimodal con un solo periodo lluvioso entre los meses de enero a abril.

En downscaling dinámico los meses de abril y mayo serán los que tengan mayor variabilidad y al igual que con downscaling estadístico a partir de septiembre a diciembre se podrían registrar incrementos inusuales.

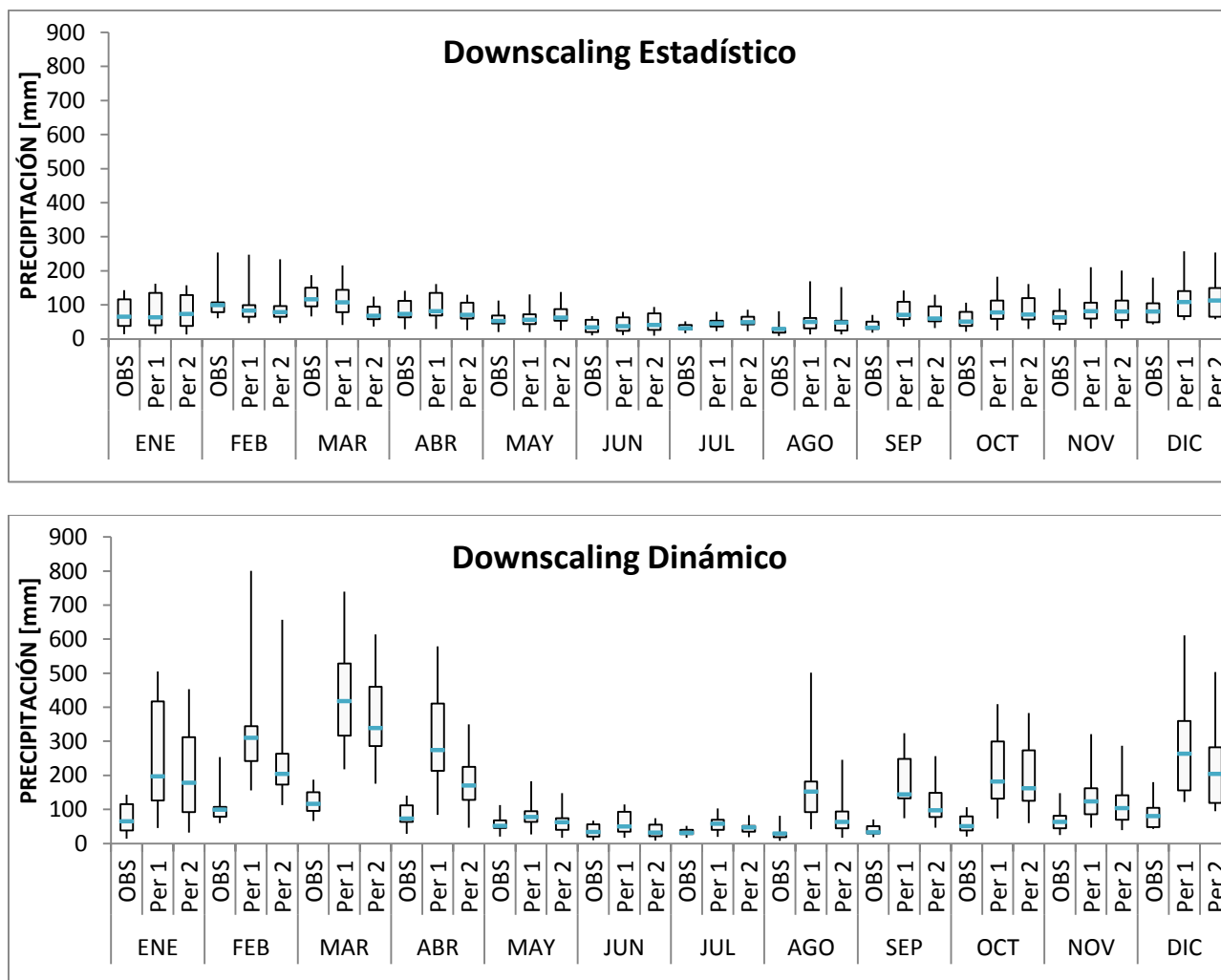
El valor máximo de las predicciones de downscaling estadístico se registra en el primer periodo del mes de diciembre, llegando hasta 1958 mm. En la temporada lluviosa se registra un máximo de 1814mm durante el mes de febrero en el primer periodo, en el segundo periodo de 1260mm. En abril que es un mes donde la precipitación disminuye, el máximo llega hasta 1847 mm, siendo un valor muy extraño para este mes del año.

Para downscaling dinámico, al igual que con el estadístico los valores máximos más altos se los encuentra en el primer periodo de abril y diciembre, llegando a registrarse hasta 1588mm y 1565mm respectivamente. En estos meses no es común tener una cantidad de lluvia tan alta, por lo que se vuelve muy

improbable esperar que algo así suceda.

En ambos métodos se diferencia también que en la mayoría de los meses la información hasta el cuartil 3 es menos dispersa que la del 25% de los datos restantes.

Figura 28. Variabilidad de la precipitación en la región sierra de Jubones: estación Saraguro.



Donde,

OBS: Observaciones en el periodo base, 1991-1999.

Per1: Periodo uno, 2001-2025.

Per2: Periodo dos, 2026-2050.

En downscaling estadístico la mayor dispersión se registra en los periodos lluviosos y la menor dispersión en la temporada seca, especialmente en el mes de julio. Downscaling dinámico muestra algo similar, mayor variabilidad en

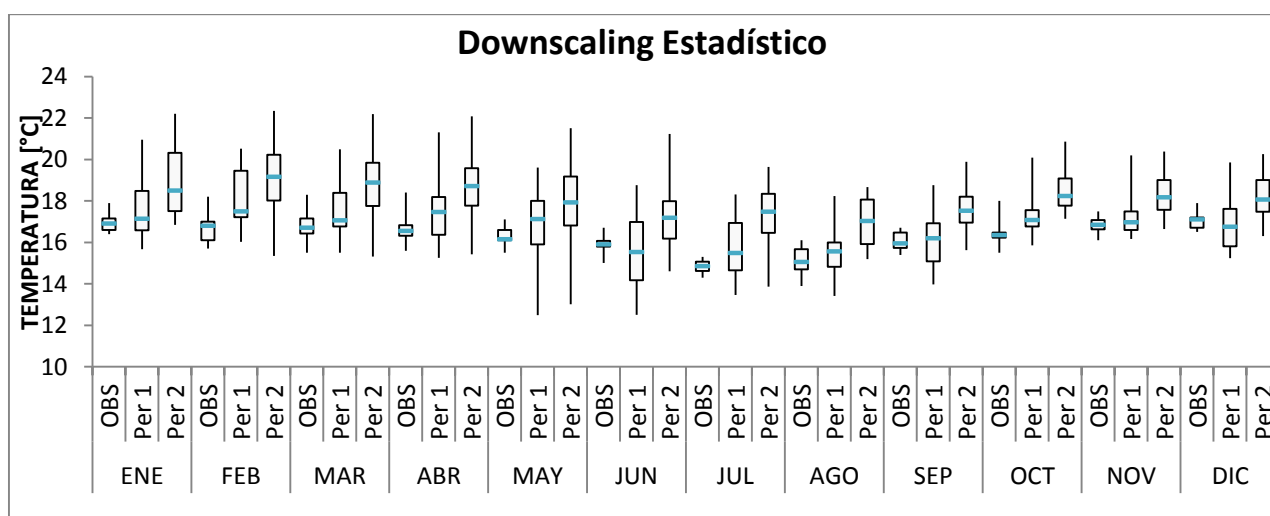
temporadas lluviosas y en meses secos mayor homogeneidad. Además, claramente se observa que downscaling estadístico entrega datos con una variabilidad muy inferior a la del método dinámico.

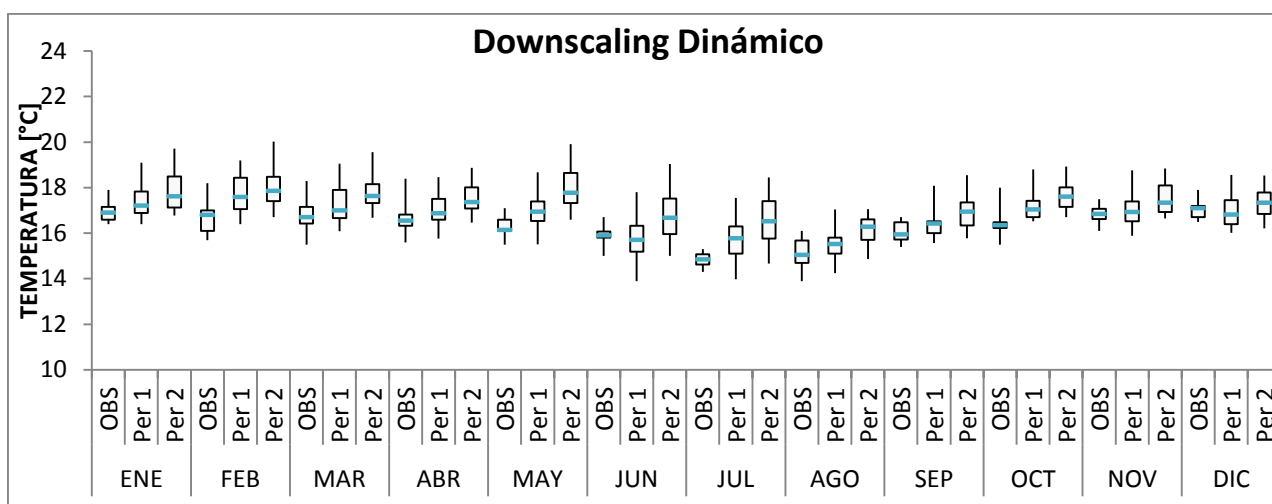
Los valores máximos más altos que se registran en downscaling estadístico apenas se los diferencia del resto, estos corresponden a los valores de los meses de febrero y diciembre. En febrero la distribución es muy parecida a las observaciones, en su primer periodo se registra un valor de 247mm y 233mm en el segundo, mientras que las observaciones en este mes alcanzan un valor máximo de 254mm de lluvia.

En downscaling dinámico se observa los valores máximos más altos durante los dos periodos de los meses de febrero y marzo. En el primer periodo de febrero se pronostica 800mm y en el segundo 656mm. En marzo en el primer periodo se registra un valor de 739mm y 614mm de lluvia en el segundo periodo.

4.3.3.2. TEMPERATURA

Figura 29. Variabilidad de la Temperatura en la estación Cuenca-Aeropuerto.





Donde,

OBS: Observaciones en el periodo base, 1991-1999.

Per1: Periodo uno, 2001-2025.

Per2: Periodo dos, 2026-2050.

Los datos de observaciones son muy homogéneos, a diferencia de los datos de los modelos de downscaling los cuales presentan una mayor variabilidad.

Comparando ambos modelos podemos observar que downscaling estadístico entrega datos con mayor variabilidad que downscaling dinámico. Pero es complicado seleccionar los meses o periodos con mayor o menor variabilidad debido a que el tamaño del rango intercuartílico y los bigotes son semejantes en todo el gráfico, sin embargo para ambos métodos podríamos decir que los meses donde se registra menor temperatura parecen ser los más variables, mientras que los meses más cálidos son más homogéneos.

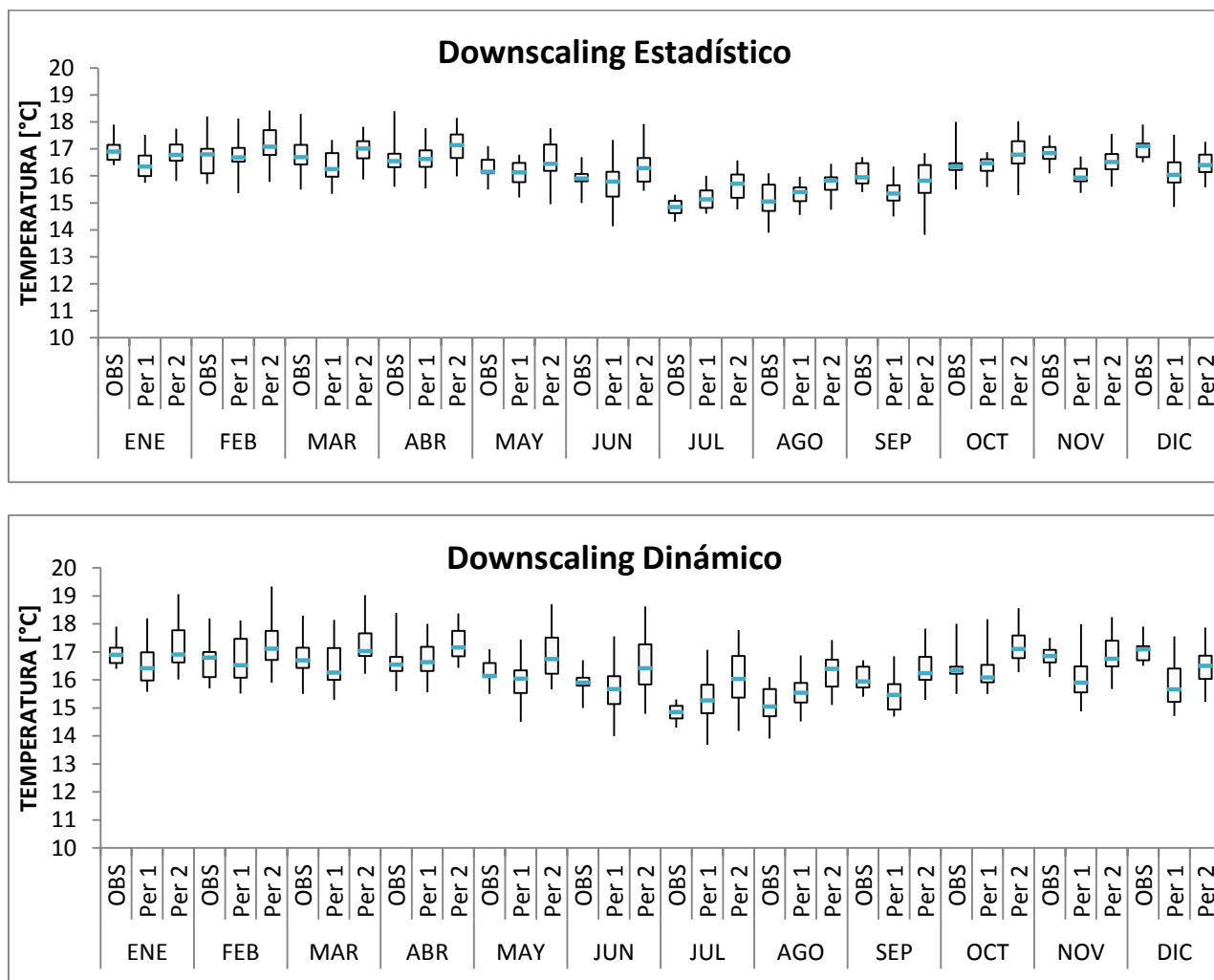
En downscaling estadístico se observa los valores máximos más altos en el primer periodo del mes de enero con 20,9°C, y en el segundo periodo lo registra el mes de febrero con 22,3°C. Mientras que el mes con el mínimo más pequeño es mayo en sus dos periodos con un promedio de 12,4°C y 13°C respectivamente para cada uno de sus periodos.

En downscaling dinámico el mes con el máximo más alto será febrero registrando un promedio de 19,2 °C y 20°C en su primer y segundo periodo respectivamente. El mínimo más pequeño durante el primer periodo se registra en junio con 13,9°C y en el segundo periodo en julio con 14,6°C.

Finalmente se puede distinguir también que la temperatura se incrementará conforme pasa el tiempo, en ambos modelos y en todos los meses se puede

ver como en el segundo periodo la temperatura incrementa, registrándose en estos las temperaturas máximas más altas.

Figura 30. Variabilidad de la temperatura en la estación Saraguro.



Donde,

OBS: Observaciones en el periodo base, 1991-1999.

Per1: Periodo uno, 2001-2025.

Per2: Periodo dos, 2026-2050.

En la anterior estación era muy notoria la menor variabilidad de las observaciones frente a la de los modelos, en esta estación la variabilidad es muy semejante.

Comparando ambos modelos podemos observar que downscaling dinámico entrega datos con una pequeña mayor variabilidad que downscaling



estadístico. Y al igual que en la estación anterior, se hace complicado seleccionar los meses o periodos con mayor o menor variabilidad debido a que los tamaños de los box plots son semejantes en todo el gráfico.

Se podría decir que en ambos métodos de downscaling los meses donde se registre menor temperatura serán los más variables, mientras que los meses más cálidos serán más homogéneos.

En downscaling estadístico los valores máximos más altos en el primer y segundo periodo se presentan en el mes de febrero con $18,1^{\circ}\text{C}$ y $18,4^{\circ}\text{C}$ respectivamente. Mientras que los valores mínimos más pequeños del primer periodo se registran en junio con $14,1^{\circ}\text{C}$ y del segundo periodo en septiembre con $13,8^{\circ}\text{C}$.

En downscaling dinámico el máximo más alto del primer periodo será en enero con $18,2^{\circ}\text{C}$ y del segundo periodo en febrero con $19,3^{\circ}\text{C}$. Los mínimos más pequeños serán en julio con $13,7^{\circ}\text{C}$ y $14,2^{\circ}\text{C}$ en su primer y segundo período respectivamente.

Al igual que en Cuenca-Aeropuerto en Saraguro también se registrará un aumento de la temperatura conforme avance el tiempo. El segundo periodo se ve claramente que será más cálido que el primero, y más cálido que las observaciones.

5. CAPÍTULO 5 CONCLUSIONES

5.1. INTRODUCCIÓN

La presente tesis se desarrolla con el objetivo de analizar comparativamente los resultados de predicciones climáticas generadas previamente mediante la reducción de escala estadística y dinámica de modelos de circulación global. Por consiguiente, nos planteamos como objetivos específicos, entender algunas características de estos modelos, con el fin de adquirir conocimientos que sirvan de base para el desarrollo de esta tesis; analizar comparativamente los resultados de ambos métodos de downscaling, para observar algunas debilidades y fortalezas que tienen estos modelos en relación del uno con el otro. Y explorar la variación climática en las cuencas en estudio, para analizar los pronósticos del régimen climático futuro influenciado por el cambio climático.

El estudio se realiza en las cuencas de los ríos Paute y Jubones, zonas de gran importancia para el país por los servicios ambientales que brindan, especialmente por el potencial hidroeléctrico de la zona. Los periodos analizados son dos, el primero considerado como base comprende los años de 1991 a 1999 y el segundo considerado como periodo de predicciones futuras desde el año 2001 a 2050.

5.2. SITUACIÓN PRELIMINAR

Los modelos de circulación global son herramientas poderosas y útiles para la predicción climática. Proporcionan información a una escala muy grande, la cual es adecuada para realizar análisis continentales o globales. Para analizar el cambio climático a escala de cuenca hidrográfica es necesario emplear información a menor escala. Esto es posible mediante una reducción de escala a los modelos de circulación global.

En nuestro estudio se empleó información del GCM: ECHAM5/MPI-OM con el escenario de emisiones IE-EE A1B y de los resultados obtenidos con los modelos de reducción de escala Weather Research and Forecasting (WRF) para downscaling dinámico, y de Redes Neuronales Artificiales para downscaling estadístico. Esta información fue proporcionada por el Departamento de Recursos Hídricos y Ciencias Ambientales Universidad de Cuenca.

Sin embargo, análisis estadísticos efectuados en el periodo base sobre los

resultados de ambas técnicas de reducción de escala exhiben valores altos de error, baja eficiencia y baja determinación con relación a observaciones del mismo periodo. Entonces la revisión bibliográfica nos orienta hacia una posible solución a este problema mediante la aplicación de la técnica de mapeo de cuantiles (Quantile Mapping).

5.3. MAPEO DE CUANTILES (Quantile Mapping)

En el estudio se aplican los enfoques de Quantile Mapping denominados Funciones de Transformación Paramétrica, los cuales fueron evaluados con el fin de seleccionar el que mejor desempeño logró. La selección de los métodos para cada estación se presenta en la tabla 25.

Quantile Mapping en la reducción de escala dinámica consiguió mejorar sustancialmente la distribución de sus datos de precipitación alcanzando niveles de reducción de error de hasta el 70%. Para el caso del método estadístico la corrección en el mejor de los casos fue mínima, por lo tanto su aplicación fue rechazada pues incluso se temía un incremento del sesgo en sus valores futuros.

Para el caso de la temperatura los resultados de la corrección de ambas técnicas de downscaling en el periodo bases fueron positivos. Sin embargo, al aplicar la corrección a datos del futuro se observan valores irreales totalmente improbables que sucedan en las cuencas en estudio. Valores menores a cero en estaciones como Cuenca-Aeropuerto nos permiten decir que la aplicación de los parámetros de corrección no fue efectiva al corregir datos de pronóstico. Por lo tanto se decide no aplicar los parámetros del mapeo de cuantiles a datos de temperatura.

5.4. CAMBIO CLIMÁTICO EN LA CUENCA DEL PAUTE

Ochoa-Sánchez (2013) en el desarrollo del estudio que entregó información para la presente tesis seleccionó tres estaciones para la cuenca del Paute. Cada una de ellas se consideró representativa para las zonas que ocupan los distintos regímenes de precipitación, teniendo así que la estación Cuenca-Aeropuerto es representativa para la zona Bimodal uno, El Labrado para bimodal dos y Río Mazar-Rivera para unimodal dos. No se consideró el régimen unimodal uno debido a que ocupa una área pequeña de aproximadamente 50km² sin representatividad para el estudio considerando la escala obtenida con downscaling (grilla de 15km x 15km). Para el caso de la temperatura únicamente se tiene datos de la estación Cuenca-Aeropuerto, pues es la única en la cuenca del Paute que tenía información para el periodo

de calibración de los modelos de downscaling (Ochoa-Sánchez, 2013). A continuación se presentan las conclusiones obtenidas para cada zona analizada.

5.4.1. ZONA BIMODAL UNO: ESTACIÓN CUENCA-AEROPUERTO

La estacionalidad bimodal uno es capturada por los dos modelos. Se observa que downscaling estadístico es más cercano a las observaciones mientras que el método dinámico tiende a sobre estimar los resultados. Los pronósticos de ambos métodos indican un incremento de la precipitación en comparación con las observaciones del periodo base en todos los meses del año. Sin embargo, analizando dos periodos de 25 años cada uno se observa que en el segundo periodo el incremento es menor, excepto en los meses de mayo y junio de downscaling dinámico donde se registra la disminución de la precipitación. De manera general se observa que el segundo periodo representa de mejor forma la bimodalidad de Cuenca-Aeropuerto.

Durante el primer periodo de 25 años de pronósticos de downscaling dinámico se observa un crecimiento elevando de la precipitación en el mes de agosto, esta situación es improbable que suceda considerando que en la realidad es un mes con precipitación muy baja en esta estación. El periodo posterior representa de mejor forma lo que podría suceder durante este mes.

En downscaling dinámico los mayores incrementos de precipitación se darían hasta el año 2020. A partir de este año se registraría un descenso en los pronósticos de lluvia. En el estadístico esto varía dependiendo del mes.

En promedio downscaling estadístico pronostica un incremento del 45% de la precipitación en el periodo 2001-2050 comparado con el periodo base, mientras que downscaling dinámico pronostica un valor de 152% de incremento. Esto evidencia la necesidad de estudios posteriores relacionados con el análisis de la incertidumbre asociada a cada método de reducción de escala.

En el método estadístico los mayores incrementos de precipitación se registrarán durante las temporadas secas, es decir en los meses de diciembre, enero, junio, julio, agosto y septiembre. Mientras que en los meses más lluviosos el incremento será menor. Por otro lado downscaling dinámico pronostica lo contrario, en meses con menor precipitación como mayo, junio y julio se registrará el menor incremento, mientras que en las temporadas lluviosas se pronostica serán más fuertes en el futuro. Esto es respaldado por conclusiones de estudios previos donde una de las consecuencias del cambio climático es la intensificación de extremos.

Ambos métodos concuerdan en que los meses más lluviosos presentarán

mayor variabilidad que los meses secos.

Respecto a la temperatura se observa que los dos métodos de downscaling capturan adecuadamente la estacionalidad, y ambos concuerdan con el incremento de la temperatura conforme avanza el tiempo. La cantidad de grados centígrados promedio que podrían incrementarse durante el periodo 2001-2050 es de 2,8°C según el método estadístico y 1,3 según el dinámico. El detalle de los incrementos mensuales se podrá ver en la sección de resultados.

El método estadístico es el que pronostica un mayor calentamiento y una mayor variabilidad de la temperatura de sus datos. Ambos métodos pronostican que los meses fríos serán los que presenten mayor variabilidad que los cálidos.

5.4.2. ZONA BIMODAL 2: ESTACIÓN EL LABRADO (M141)

Ambos métodos de downscaling pudieron capturar la estacionalidad bimodal dos. Y al igual que en bimodal uno se registra un incremento de la precipitación en el futuro comparado los pronósticos con las observaciones del periodo base. En el segundo periodo de 25 años de los pronósticos, la estacionalidad es mejor representada y la cantidad de precipitación pronosticada disminuye en comparación al primer periodo.

El incremento de precipitación durante los meses de agosto y septiembre pronosticado por el método dinámico es exagerado en el primer periodo, pues en las observaciones se registra poca presencia de lluvia durante estos meses.

Conforme avanza el tiempo los incrementos serán menores, en promedio se estima que la precipitación aumente un 33% según el método estadístico en el periodo 2001-2050, y según el dinámico un incremento promedio estimado del 178%.

Downscaling estadístico pronostica que los mayores incrementos se registrarán en los meses más secos, mientras que el método dinámico pronostica algo contrario, es decir meses lluvioso más intensos.

Analizando la variabilidad de la precipitación se observa que en ambos métodos las temporadas lluviosas serán más variables y las temporadas secas tendrán mayor homogeneidad.

5.4.3. UNIMODAL 2: ESTACIÓN RÍO MAZAR-RIVERA (M410)

Las predicciones de unimodal 2 se encuentran desfasadas. Los modelos pronostican una sola estación lluviosa durante el año, downscaling dinámico en los meses de abril, mayo y junio y downscaling estadístico durante marzo, abril y mayo. Siendo lo correcto tener una temporada lluviosa en los meses de junio,

julio y agosto. Por lo tanto podemos decir que los métodos de downscaling debido a que heredan características sinóticas de los GCMs, no son capaces de representar adecuadamente la estacionalidad debido a influencias de mesoescala de la estación Mazar-Rivera. Además, el GCM en esta estación pronostica una condición bimodal, confirmando lo anteriormente justificado. De esto se puede concluir que es necesaria una adecuada evaluación de los GCMs utilizados para proyecciones de clima y su evaluación específica para las zonas de estudio empleadas.

Según el método estadístico en la estación Mazar-Rivera se pronostica la disminución de la precipitación en un 3% en el periodo 2001-2050, y downscaling dinámico pronostica un incremento del 32%.

Downscaling estadístico pronostica la disminución de la precipitación de los meses entre abril a septiembre, es decir que el periodo lluvioso podría llegar a ser más seco en el futuro, en el resto de meses se registran incrementos, por lo tanto se podría tener meses actualmente secos con mayor precipitación en el futuro.

Downscaling estadístico en cambio pronostica un gran incremento en el mes de agosto, lo cual es incorrecto pues se trata de un mes con precipitación muy baja. Concuerda con el método estadístico en la disminución de la precipitación en los meses julio, agosto y septiembre a excepción del periodo 2001-2010 donde se registran incrementos. En el resto de meses se pronostica incrementos que con el tiempo van disminuyendo en porcentaje.

La mayor variabilidad en el método estadístico se registra en el mes de marzo, en el resto de meses se tiene una menor variabilidad muy similar en todos los meses. El método dinámico presenta mayor variabilidad que el método estadístico, este pronostica los meses entre abril y julio como los más variables del año.

5.5. CAMBIO CLIMÁTICO EN LA CUENCA DEL JUBONES

Según Ochoa-Sánchez (2013) la región andina posee un régimen de precipitación similar, por lo tanto en su estudio la estación Saraguro es considerada como representativa para esta zona, esta estación muestra un régimen bimodal. Para la región costa considera la estación Pasaje como representativa, la estación de la costa exhibe un régimen unimodal.

Para el caso de la cuenca del Jubones se seleccionó dos estaciones con características climáticas distintas. Según Ochoa-Sánchez (2013) los regímenes de precipitación que se observan en la cuenca del Jubones son

similares, esto ocurre especialmente en la región sierra. En su estudio la estación Saraguro es considerada como representativa para esta zona y para la región costa considera la estación Pasaje como representativa. La estación Saraguro muestra un régimen bimodal mientras que Pasaje

Para el caso de la temperatura únicamente se tiene datos de la estación Pasaje, pues es la única en la cuenca del Jubones que disponía información para el periodo de calibración de los modelos de downscaling. (Ochoa-Sánchez, 2013).

5.5.1. REGIÓN COSTA DE JUBONES: ESTACIÓN PASAJE (M040)

Los dos métodos de reducción de escala pronostican el incremento de la precipitación en esta estación. En el periodo 2001-2025 es en donde se dará el mayor incremento, éste podría llegar a ser de hasta el 1063% según el método estadístico y de hasta 988% según el dinámico. En los restantes 25 años se pronostica un incremento menor, de hasta 328% según el estadístico y de 458% según el dinámico.

En el periodo 2001-2025 ninguno de los métodos capturan adecuadamente la estacionalidad de Pasaje, mientras que en el periodo 2025-2050 se registra una mejor representación de la unimodalidad de la estación.

Por los errores tan grandes que se detallan principalmente en el capítulo de resultados, se decidió considerar a esta estación como no representativa para el estudio.

5.5.2. REGIÓN SIERRA DE JUBONES: ESTACIÓN SARAGURO (M142)

La estacionalidad bimodal de Saraguro es representada por los dos modelos. En esta estación el método dinámico también pronostica un incremento de la precipitación en el periodo 2001-2050 durante todos los meses, mientras que en downscaling estadístico se pronostica la disminución de la precipitación en febrero, marzo y en el segundo periodo de abril, el resto de meses sí muestran un incremento pero menor al pronosticado por downscaling dinámico.

En el periodo 2001-2050 se registraría un incremento promedio del 28% de la precipitación según downscaling estadístico, o del 166% según el método dinámico.

En downscaling estadístico y dinámico la mayor variabilidad de la precipitación se registra en los meses lluviosos y la menor variabilidad en la temporada seca.



Respecto a la temperatura los métodos de downscaling capturan la estacionalidad adecuadamente y se acercan mucho a la temperatura de las observaciones. Ambos métodos pronostican el incremento de la temperatura con el paso del tiempo. Los mayores incrementos son pronosticados por el método dinámico.

En promedio para el periodo 2001-2050 el incremento de la temperatura en la estación Saraguro podría ser de 1°C según el método estadístico o de 1,5°C según el método dinámico.

Comparando ambos modelos podemos observar que downscaling dinámico entrega datos con una pequeña mayor variabilidad que downscaling estadístico.

Se podría decir que en ambos métodos de downscaling los meses donde se registre menor temperatura serán los más variables, mientras que los meses más cálidos serán más homogéneos.

5.6. PASOS FUTUROS

- Necesidad de estudios posteriores relacionados con el análisis de la incertidumbre asociada a cada método de reducción de escala.
- Identificar los patrones de precipitación en la cuenca del Jubones.



BIBLIOGRAFÍA

Basogain, X. “Redes Artificiales Neuronales y sus Aplicaciones” Escuela Superior de Ingeniería de Bilbao, España. [En línea] [Citado el: 2 de Octubre de 2013.]

http://cvb.ehu.es/open_course_ware/castellano/tecnicas/redes_neuro/contenido/s/pdf/libro-del-curso.pdf.

Bates, Bryson, Kundzewicz, Zbyszek, Wu, Shaohong, Palutikof, Jean. 2008. El Cambio Climático y los Recursos Hídricos, por Sistemas y Sectores. *El Cambio Climático y el Agua*. Ginebra : Secretaría del IPCC, 2008.

Cáceres, Diego. 2011. Río Paute, el corazón hidroeléctrico del Ecuador. [En línea] Diario El Tiempo, 6 de Noviembre de 2011. [Citado el: 11 de Agosto de 2014.] <http://www.eltiempo.com.ec/noticias-cuenca/82418>.

Cáceres, Luis y Núñez, Ana María. 2011. Segunda Comunicación Nacional sobre Cambio Climático. s.l., Ecuador : Gráficas Arboleda., 2011.

Campoazano, Lenin. 2011. *Análisis comparativo de la aplicabilidad de dos métodos de reducción de escala de los resultados de modelos de circulación global y evaluación de las salidas de tres modelos de circulación global*. Cuenca : Departamento de Recursos Hídricos y Ciencias Ambientales de la Universidad de Cuenca, 2011.

CELEC EP. 2011. Hidropaute. *Corporación Eléctrica del Ecuador*. [En línea] 2011. [Citado el: 11 de Agosto de 2014.] https://www.celec.gob.ec/index.php?option=com_content&view=article&id=197:hidropaute&catid=42:generacion-hidroelectrica.

Céleri, Rolando, Willems, P., Buytaert, W., Feyen, J. 2007. *Space-time rainfall variability in the Paute basin, Ecuadorian Andes*. s.l. : Hydrological Processes, 2007.

Chiew, F.H.S.; Kirono, D.G.C.; Kent, D.M.; Frost, A.J.; Charles, S.P. Timbal, B.; Nguyen, K.C.; Fu, G. 2010. Comparison of runoff modelled using rainfall from different downscaling methods for historical and future climates. ELSEVIER, 2010. doi:10.1016/j.jhydrol.2010.03.025

CINFA Centro Integrado de Geomática Ambiental. 2007. *Informe Final: Mapa de cobertura vegetal y uso del suelo de la cuenca del río Jubones escala 1:25000*. Loja : Universidad de Loja, 2007.

Cordero, Ivan. 2013. *Evaluación de la gestión territorial de la cuenca del río Paute, estrategias y líneas de acción para superarlas*. Cuenca : Universidad de



Cuenca, 2013. Trabajo previo a la obtención del grado de Magister en Ordenación Territorial.

Dibike, Yonas B. y Coulibaly, Paulin. 2006. *Temporal neural networks for downscaling climate variability and extremes*. Hamilton, Canada : ELSEVIER, 2006. doi:10.1016/j.neunet.2006.01.003.

Donoso, Mario Ernesto. 2002. *La cuenca del río Paute: diagnóstico y propuesta de manejo integral. Políticas de desarrollo agropecuario*. Cuenca : Tesis de Maestría en Población y Desarrollo Local Sustentable; FLACSO sede Ecuador, 2002. 236 p..

Exbrayat, Jean-François, Buytaert, Wouter, Timbe, Edison, Windhorst, David, Breuer, Lutz. 2014. *Addressing sources of uncertainty in runoff projections for a data scarce catchment in the Ecuadorian Andes*. s.l. : Springer, 2014. ISSN 0165-0009.

Fiseha, B. M., Melesse, A.M, Romano, E., Volpi, E., Fiori, A. 2012. *Statistical Downscaling of Precipitation and Temperature for the Upper Tiber Basin in Central Italy*. Roma : Intech, 2012.

Fowler, H. J., Blenkinsop, S. y Tebaldi, C. 2007. *Review Linking climate change modelling to impacts studies: recent advances in downscaling techniques for hydrological modeling*. s.l. : International Journal of Climatology, 2007.

Gitay, Habiba, Suarez, Avelino, Suárez, Watson, Robert T. 2002. *Cambio Climático y Biodiversidad, Documento técnico V del IPCC*. s.l. : Grupo Intergubernamental de Expertos sobre el Cambio Climático, 2002.

Gualán, Ronald. 2013. *Análisis comparativo entre los resultados de pronóstico climático usando dos métodos de downscaling: un estadístico y un dinámico*. Cuenca : Departamento de Recursos Hídricos y Ciencias Ambientales de la Universidad de Cuenca, 2013.

Gudmundsson, L., Bremnes, J. B., Haugen, J. E., Engen-Skaugen, T. 2012. *Technical Note: Downscaling RCM precipitation to the station scale using statistical transformations- a comparison of methods*. Zürich : Hydrology and Earth System Sciences, 2012.

Herzog, Sebastian K., Martínez, Rodney, Jørgensen, Peter M. y Tiessen, Holm. 2012. *Cambio Climático y Biodiversidad en los Andes Tropicales*. Paris : Instituto Interamericano para la Investigación del Cambio Global y Comité Científico sobre Problemas del Medio Ambiente, 2012. ISBN: 978-85-99875-06-



3.

Houghton, J.T., Callander, B.A. y Varney, S.K. 1992. *Climate Change 1992, The supplementary report to the IPCC scientific assessment*. Cambridge : Cambridge University Press, 1992. ISBN 0 521 43829 2 paperback.

IPCC. 2000. *Resumen para responsables de políticas, Escenarios de emisiones. Informe especial del Grupo de trabajo III del Grupo Intergubernamental de Expertos sobre el Cambio Climático*. s.l. : Grupo Intergubernamental de Expertos sobre el Cambio Climático, 2000. ISBN: 92-9169-413-4.

IPCC, 2007. Cambio climático 2007: Informe de síntesis. Contribución de los Grupos de trabajo I, II y III al Cuarto Informe de evaluación del Grupo Intergubernamental de Expertos sobre el Cambio Climático [Equipo de redacción principal: Pachauri, R.K. y Reisinger, A. (directores de la publicación)]. IPCC, Ginebra, Suiza, 104 págs.

Kedir, Abdo. 2008. *Assessment of Climate Change Impacts on the Hydrology of Gilgel Abay Catchment in Lake Tana Basin, Ethiopia*. Enschede : International Institute for Geo-Information Science and Earth Observation, 2008.

Lagos, M.A. 2012. Impacto del cambio climático en eventos extremos y análisis de la vulnerabilidad de algunas obras hidráulicas en Chile. Tesis para optar al grado de Magíster en Ciencias de la Ingeniería, mención Recursos y Medio Ambiente Hídrico. Universidad de Chile, 2012.

Leggett, J., Pepper, W.J., Swart, R.J., Edmonds, J., Filho, L.G. Meira, Mintzer, I., Wang, M.X., Wasson, J. 1992. Emissions Scenarios for the IPCC: an Update. [aut. libro] J.T. Houghton, B.A. Callander y S.K. Varney. *Climate Change 1992, The supplementary report to the IPCC scientific assessment*. s.l. : Cambridge University Press., 1992.

Manning, Birgit, Müller, Marcos, Starke, Eva, Merckenschlager, Christian, Mao, Weiji, Zhi, Xiefei, Podsun, Ralf, Jacob, Daniela, Paeth, Heiko. 2013. *Dynamical downscaling of climate change in Central Asia*. 2013. pág. 3.

Ministerio de Electricidad y Energía Renovable. 2014. Proyecto de Generación Minas San Francisco. *Ministerio de Electricidad y Energía Renovable*. [En línea] Abril de 2014. [Citado el: 11 de Agosto de 2014.] <http://www.energia.gob.ec/minas-san-francisco/>.

Mora, D. E., Campozano, L., Cisneros, F., Wyseure, G., Williems, P. 2014. *Climate changes of hydrometeorological and hydrological extremes in the Paute basin, Ecuadorean Andes*. Cuenca, Ecuador : Hydrology an Earth System



Sciences, 2014. doi:10.5194/hess-18-631-2014.

Muñoz, Angel y Recalde, Cristina. 2010. *Reporte Metodológico sobre el Experimento de Predicibilidad de Malaria en el Litoral Ecuatoriano*. Quito : INAMHI, 2010.

NCAR. WRF Model Users Site. [En línea] [Citado el: 20 de Marzo de 2014.] www.mmm.ucar.edu/wrf/users/.

Ochoa-Sanchez, Ana Elizabeth. 2012. *Desarrollo de herramientas computacionales para downscaling de resultados de modelos de circulación global y para pronóstico de caudales a tiempo real. Proyecto SENESCYT PIC 11-728 Proyecto Uno: Prestaciones del modelo WRF para predicción del clima.* Cuenca : Departamento de Recursos Hídricos y Ciencias Ambientales de la Universidad de Cuenca, 2012.

Ochoa-Sánchez, Ana Elizabeth. 2013. *Desarrollo de herramientas computacionales para downscaling de resultados de modelos de circulación global y para pronóstico de caudales a tiempo real. Proyector SENESCYT PIC 11-728, Informe tres: Parametrizaciones del WRF aplicado a las cuencas del Paute.* Cuenca : Departamento de Recursos Hídricos y Ciencias Ambientales de la Universidad de Cuenca, 2013.

Ochoa-Sanchez, A.E., Sánchez, E., Campozano, L., Samaniego, E. 2014. *A comparative study of statistical and dynamical downscaling estimates of monthly temperature and precipitation for two watersheds in southern Ecuador.* Cuenca : Departamento de Recursos Hídricos y Ciencias Ambientales de la Universidad de Cuenca, 2014.

Randall, D.A., R.A. Wood, S. Bony, R. Colman, T. Fichefet, J. Fyfe, V. Kattsov, A. Pitman, J. Shukla, J. Srinivasan, R.J. Stouffer, A. Sumi and K.E. Taylor, 2007: Climate Models and Their Evaluation. In: Climate Change 2007: The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Fourth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change [Solomon, S., D. Qin, M. Manning, Z. Chen, M. Marquis, K.B. Averyt, M. Tignor and H.L. Miller (eds.)]. Cambridge University Press, Cambridge, United Kingdom and New York, NY, USA.

Skamarock, W., Klemp, J., Dudhia, J., Gill, D., Barker, D., Duda, M., Huang, X.-Y., Wang, W. 2008. *A Description of the Advanced Research WRF Version 3.* Boulde, Colorado, USA : National Center for Atmospheric Research, 2008. NCAR/TN-475+STR, DOI: 10.5065/D68S4MVH.

Sunyer, M. A., Madsen, H. y Ang, P. H. 2011. *A comparison of different*



regional climate models and statistical downscaling methods for extreme rainfall estimation under climate change. 2011.

Torres, P., Célleri, Rolando y Feyen, J. 2007. *Análisis de la distribución espacial de lluvia en cuencas de montaña.* s.l. : X Congreso Ecuatoriano de Ciencias del Suelo, 2007.

Vuille, M y RS, Bradley. 2000. *Mean temperature trends and their vertical structure in the tropical Andes.* Massachusetts : Geophysical Research Letters, 2000. Vol. 27.

Zambrano Bigiarini, Mauricio. 2014. CRAN (The Comprehensive R Archive Network). [En línea] R package version 0.3-8, 04 de Febrero de 2014. [Citado el: 2 de Junio de 2014.] <http://CRAN.R-project.org/package=hydroGOF>.



GLOSARIO

ANN: Redes Neuronales Artificiales (Artificial Neural Networks). Es un poderoso método en la identificación de relaciones no-lineales de variables de entrada y de salida. Ha sido ampliamente utilizado para desarrollar downscaling estadístico a los resultados de modelos de circulación global.

Antropogénico: se refiere a las acciones, efectos u objetos que son resultado de actividades humanas.

CO²: Dióxido de carbono

DesInventar: Sistema de Inventario de Desastres. Es una herramienta conceptual y metodológica para la construcción de bases de datos de pérdidas, daños o efectos ocasionados por emergencias o desastres.

Downscaling dinámico: El Downscaling dinámico está basado en procesos físicos. Éste resuelve ecuaciones diferenciales que representan tales procesos a partir de un GCM que aporta condiciones iniciales y de contorno.

Downscaling estadístico: basa en el desarrollo de relaciones cuantitativas de variables locales de superficie (predictandos) y variables atmosféricas a gran escala (predictores).

Downscaling: reducción de escala. Permite simular características climáticas y reducir la escala de modelos de circulación global en zonas específicas de estudio.

E: Coeficiente de Eficiencia de Nash-Sutcliffe

ECHAM5/MPI-OM: Modelo de circulación global creado por el Instituto para Meteorología Max Plank de Alemania.

GCM: modelo de circulación global. Herramienta empleada para el modelamiento del clima a nivel global.

GEI: Gases de efecto invernadero

GWh: Gigavatio hora, hace referencia a una unidad de potencia eléctrica consumida o generada durante una hora. 1 GW equivale a mil millones de vatios.

iDRHiCA: Departamento de Recursos Hídricos y Ciencias Ambientales de la Universidad de Cuenca

IE-EE: Informe Especial sobre Escenarios de Emisiones aceptado por el Grupo de trabajo III del IPCC en el año 2000, presenta un total de 40 escenarios compuestos en seis grupos tomados de cuatro familias, un grupo en cada una de las familias: A2,B1,B2. Y tres grupos en la familia A1 que son: A1F, A1B y A1T.

IPCC: Grupo Intergubernamental de Expertos sobre el Cambio Climático. Fue establecido por el Programa de las Naciones Unidas para el Medio Ambiente y por la Organización Meteorológica Mundial en el año de 1988 y posteriormente ratificada por la Asamblea General de las Naciones Unidas. El IPCC se creó con el fin de evaluar los aspectos científicos, los efectos y



los aspectos socioeconómicos del cambio climático y de las opciones de mitigación y adaptación.

IS92: Escenarios de emisiones publicados por el IPCC en el año de 1992.

LAM: Modelo de Área Limitada. Es un enfoque de reducción de escala dinámica de modelos de circulación global. Es sinónimo de RCM.

MAE: Criterio de optimización en la aplicación de Quantile Mapping mediante Funciones de Transformaciones paramétricas. Reduce el error absoluto medio, el cual es menos sensible a valores atípicos.

MSE: Error Cuadrático Medio

MW: Megavatio es una unidad de potencia eléctrica en el Sistema Internacional, equivale a 10^6 vatios.

PTF: Funciones de Transformación Paramétrica. Es un enfoque para la aplicación de Quantile Mapping.

Quantile Mapping: en español Mapeo de Cuantiles, son métodos que permiten encontrar una función que al ser aplicada a datos modelados permita que su distribución sea semejante a la de la variable observada.

R²: Coeficiente de determinación

RCM: Modelo Regional de Clima. Es un enfoque de reducción de escala dinámica de modelos de circulación global.

RSS: Criterio de optimización en la aplicación de Quantile Mapping mediante Funciones de Transformaciones paramétricas. Reduce la suma residual de cuadrados y produce un ajuste de mínimos cuadrados.

WRF: Investigación y Pronóstico del Clima (Weather Research and Forecasting), es un modelo numérico de predicción de clima y simulación de sistemas atmosféricos. Se lo utiliza para reducción de escala dinámica a modelos de circulación global.